



**SKRIPSI**

**ESTIMASI PARAMETER REGRESI LINEAR PADA KASUS DATA  
*OUTLIER* MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI  
*METHOD OF MOMENT***

**NURFADILLAH S**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PEGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**

**2018**



**SKRIPSI**

**ESTIMASI PARAMETER REGRESI LINEAR PADA KASUS DATA  
OUTLIER MENGGUNAKAN METODE ESTIMASI  
METHOD OF MOMENT**

*Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Negeri Makassar untuk memenuhi persyaratan guna memperoleh  
gelar Sarjana Sains Matematika*

**NURFADILLAH S  
(1311142003)**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PEGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**

**2018**

## PENGESAHAN SKRIPSI

Skripsi atas nama Nurfadillah S., NIM : 1311142003 dengan judul Estimasi Parameter Regresi Linear Pada kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi Method of Moment, diterima oleh Panitia Ujian Skripsi Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar, dengan SK. No. 4652/UN36.1/PP/2017, Tanggal 15 Desember 2017 untuk memenuhi sebagian persyaratan guna memperoleh gelar Sarjana Matematika pada Jurusan Matematika pada Hari Jumat, Tanggal 12 Januari 2018.

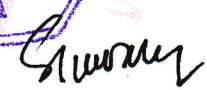
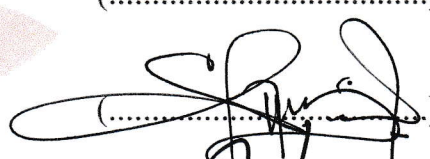

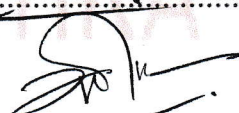
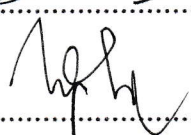
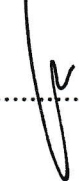
Disahkan Oleh:

Dekan FMIPA UNM Makassar

  
Prof. Dr. Abdul Rahman, M.Pd.

NIP. 19620417 198803 1 001

Panitia Ujian:

1. Ketua Ujian : Drs. Suwardi Annas, M.Si., Ph.D. (.....)  

2. Sekretaris : Sutamrin, S.Si, M.Pd (.....)  

3. Pembimbing I : Dr. Hisyam Ihsan, M.Si. (.....)  

4. Pembimbing II : Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D. (.....)  

5. Penguji I : Prof. Syafruddin Side, M.Si., Ph.D. (.....)  

6. Penguji II : Ahmad Zaki, S.Si., M.Si. (.....)  


## **PERNYATAAN KEASLIAN**

Saya bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya sendiri, dan semua sumber baik yang dikutip maupun yang dirujuk telah saya nyatakan dengan benar. Bila dikemudian hari ternyata pernyataan saya terbukti tidak benar, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan oleh FMIPA UNM Makassar.

Yang membuat pernyataan

---

Nama : Nurfadillah S

NIM : 1311142003

Tanggal : Januari 2018



## **PERSETUJUAN PUBLIKASI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK**

Sebagai civitas akademi Universitas Negeri Makassar, saya bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nurfadillah S  
Nim : 1311142003  
Program Studi : Matematika  
Jurusan : Matematika  
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Demi kepentingan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Negeri Makassar **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalti-Free Right*) atas skripsi saya yang berjudul : *Estimasi Parameter Regresi Linear Pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi Method Of Moment* beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Negeri Makassar berhak menyimpan, mengalih media/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Makassar  
Pada tanggal : Januari 2018

Menyetujui

Pembimbing I

Yang menyatakan

**Dr. Hisyam Ihsan, M.Si**  
**NIP. 19651226 199103 1 001**

**Nurfadillah S**  
**NIM.1311142003**

## MUTIARA HIKMAH DAN PERSEMBAHAN

Cobalah untuk tidak menjadi orang yang sukses, melainkan berusaha untuk menjadi manusia yang bernilai. ~ Albert Einstein

Dan janganlah kamu berputus asa dari rahmat Allah. Sesungguhnya tiada berputus asa dari rahmat Allah melainkan orang-orang yang kufur (terhadap karunia Allah) ~ Q.S.Yusuf:87

**Karya sederhana ini kupersembahkan untuk :**

*Ayahku Syafruddin dan Ibuku Syamsuriati atas semua doa, cinta, dan kasih sayangnya yang tidak dapat terbalaskan dengan apapun. Ayah dan ibu, besar harapanmu untuk kebahagiaan dan kesuksesan kami, dengan ini aku persembahkan karya sederhana ini sebagai tanda telah melalui satu tahap perjalanan panjang ini.*

*Terima kasih atas segalanya.*

*Saudaraku Muh. Fitrah Nur atas semua perhatian dan kasih sayang serta candaan dan dorongan selama ini.*

*Terima kasih.*

## ABSTRAK

**NURFADILLAH S, 2018.** Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Estimasi *Method of Moment* (MM). **Skripsi** Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Universitas Negeri Makassar (dibimbing oleh Hisyam Ihsan dan Wahidah Sanusi).

Penelitian ini membahas salah satu metode regresi robust yaitu metode estimasi MM. Regresi robust merupakan metode regresi yang digunakan ketika terdapat outlier pada model. Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan model persamaan regresi robust menggunakan metode estimasi MM. Sebelum mengestimasi parameter dengan metode MM terlebih dahulu data diidentifikasi menggunakan metode DfFITS untuk mengetahui apakah data tersebut mengandung outlier. Setelah data dianalisis dan terdeteksi adanya outlier kemudian dilakukan pengestimasian parameter menggunakan metode estimasi MM untuk mendapatkan model regresi yang tidak terpengaruh adanya data outlier. Berdasarkan hasil analisis diperoleh persamaan model regresi metode estimasi MM yaitu  $\hat{Y} = -34305 + 5 X_1 + 634 X_2$ . dengan nilai  $R^2 = 0,923$ . Hal ini berarti pengaruh luas panen dan produktivitas terhadap jumlah produksi jagung sebesar 92,3% sisanya dipengaruhi oleh variabel lain.

**Kata Kunci :** Regresi *Robust*, *Outlier*, Estimasi MM,

## ABSTRACT

**NURFADILLAH S, 2018.** The Estimation of Linear Regression Parameter towards the Case of Outlier Data by Applying *Method of Moment* (MM). **Thesis** of Mathematic Department, Faculty of Mathematic and Natural Sciences. Makassar State University (supervised by Hisyam Ihsan and Wahidah Sanusi).

This research examined one of a robust regression method which was MM estimation method. Robust regression is a regression method used when there is an outlier on the model. The purpose of this research was to determine the model of robust regression equation using MM estimation method. Before estimating the parameters by MM method, firstly the data was identified using the DfFITS to determine whether the data contains an outlier. After the data was analyzed and the outlier was detected, the researcher estimated the parameter using MM estimation method to get the regression model that was not affected by the outlier data. Based on the analysis result, the equation of regression model of MM estimation method was  $Y = -34305 + 5 X_1 + 634 X_2$  with the value of  $R^2 = 0.923$ . Thus, the effect of harvested area and productivity on the amount of corn production was 92.3% while the rest was affected by other variables.

**Keywords:** Robust Regression, Outlier, MM Estimation,

## KATA PENGANTAR



**Assalamu ‘Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.**

*Alhamdulillahirobbil ‘alamin*, segala puji syukur kehadiran Allah SWT, atas berkat rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi dengan judul “***Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi Method of Moment***”, sebagai salah satu syarat menyelesaikan studi di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurahkan kepada nabi besar Muhammad SAW sebagai *uswatun hasanah* dalam meraih kesuksesan dunia akhirat.

Terima kasih yang tak terhingga penulis hanturkan kepada Ayahanda Syafruddin dan Ibunda Syamsuriati atas segala doa, kasih sayang, cinta, nasihat, motivasi, serta berbagai macam bantuan, baik secara moril maupun materil. Dan tak lupa terima kasih kepada saudaraku atas segala dorongan dan bantuannya selama ini. Semoga Allah membalas semua kebbaikannya dengan pahala yang berlipat ganda.

Iringan doa dan ucapan terima kaih yang sebesar-besarnya penulis sampaikan, terutama kepada :

1. Bapak Prof. Dr. H. Husain Syam, M.TP. selaku Rektor Universitas Negeri Makassar

2. Bapak Prof. Dr. Abdul Rahman, M.Pd., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas negeri Makassar.
3. Bapak Dr. Awi, M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar.
4. Ibu Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D., selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar.
5. Bapak Dr. Hisyam Ihsan, M.Si., selaku pembimbing I dan Ibu Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D. selaku pembimbing II atas segala bimbingan dan arahan yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Bapak Prof. Dr. Syafruddin Side, M.Si., Ph.D dan Ahmad Zaky, S.Si., M.Si. selaku penguji atas segala saran dan arahan yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Bapak/Ibu dosen Matematika FMIPA UNM yang telah menyalurkan ilmunya secara ikhlas serta mendidik penulis. Semoga apa yang diberikan senantiasa menjadi amal jariyah.
8. Saudara dan sahabat yang selalu mendukung, menolong, dan mengingatkan dalam segala hal Rahmah, Ica, Pute, Wati, Titi, Ririn, Raid, Edy, Qadri. Nti-Squad, Suarny, Irmayanti, Putri ayu, Ayu Lestari, Yudriani, Alfajrianti, Riadhy Azhari, Ikhsan. Andi Aswar, Mukhtiali, Alfaroq, yang telah memberikan motivasi dan Exact-One terimakasih atas semua kebersamaan dan dukungan selama ini.

9. Teman-teman seperjuangan Program Studi Matematika Angkatan 2013 Meisi, Diki, Ketrin, Rahmah, Taslim, Aswar, Amma, Pute, Ayu, Rahmat, Dia, Eni, Anti, Ody, Ida, Edy, Hikmah, Yanti, Imam, Arif, April, Sukma, Erna, Izki, Raid, Nasra, Dayat, Gusman, Ica, Qadri, Gita, Mimin, Ilham, Eka, Sella, Wakia, Titi, Wawan, Selvi, Faisah, Noni, Anto, dan Wati.

Serta orang-orang yang telah berjasa kepada penulis yang tidak dapat dituliskan oleh penulis. Penulis berharap semoga bantuan yang telah diberikan mendapatkan balasan dari Allah, sebagai amal jariyah dan pahala yang berlipat ganda di sisi-Nya.

Akhirnya, semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi segenap pembaca.

***Wassalamu 'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.***

Makassar, Januari 2018

Penulis



## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL .....	i
PENGESAHAN SKRIPSI .....	ii
PERNYATAAN KEASLIAN.....	iii
PERSETUJUAN PUBLIKASI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIK .....	iv
MUTIARA HIKMAH DAN PERSEMBAHAN .....	v
ABSTRAK .....	vi
ABSTRACT .....	vii
KATA PENGANTAR .....	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR SIMBOL.....	xv
BAB I PENDAHULUAN .....	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah .....	4
C. Batasan masalah .....	4
D. Tujuan Penelitian .....	4
E. Manfaat Penelitian .....	5

BAB II KAJIAN PUSTAKA .....	6
A. Analisis Regresi .....	6
B. Regresi Linear Berganda .....	7
C. Residual .....	8
D. Uji Asumsi Klasik .....	8
E. <i>Outlier</i> (Pencilan) .....	11
1. Definisi <i>Outlier</i> .....	11
2. Dampak <i>Outlier</i> .....	12
3. Tipe <i>Outlier</i> .....	13
4. Identifikasi <i>Outlier</i> .....	14
F. Fungsi Objektif .....	17
G. Regresi Robust .....	18
1. Metode Estimasi M .....	19
2. Metode <i>Least Median Square</i> (LMS) .....	20
3. Metode <i>Least Trimmed Square</i> (LTS) .....	20
4. Metode Estimasi S .....	21
5. Metode Estimasi <i>Method of Moment</i> .....	22
H. Uji Signifikansi Parameter .....	23
I. Penelitian terdahulu .....	25

BAB III METODE PENELITIAN.....	27
A. Jenis Penelitian .....	27
B. Waktu dan Lokasi Penelitian.....	27
C. Sumber Data .....	27
D. Definisi Operasional Variabel .....	28
E. Prosedur Penelitian .....	28
F. Skema Penelitian .....	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....	31
A. Hasil Penelitian.....	31
1. Estimasi Parameter Regresi Robust Menggunakan Metode Estimasi MM .....	31
2. Pemodelan Produksi Jagung di Provinsi Sulawesi Selatan Menggunakan Estimasi-MM.....	34
B. Pembahasan .....	47
BAB V PENUTUP.....	50
A. Simpulan.....	50
B. Saran .....	50
DAFTAR PUSTAKA .....	51
LAMPIRAN	

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel</b>		<b>Halaman</b>
Tabel 4.1	Hasil Uji Asumsi Normalitas.....	36
Tabel 4.2	Hasil Uji Asumsi Autokorelasi .....	36
Tabel 4.3	Hasil Uji Asumsi Multikolinearitas .....	37
Tabel 4.4	Hasil Uji Asumsi Heterokedastisitas .....	38
Tabel 4.5	Hasil Parameter Regresi Robust Estimasi S .....	40
Tabel 4.6	Hasil Parameter Regresi Robust Estimasi MM .....	42
Tabel 4.7	Hasil Perhitungan $S^2(b_j)$ .....	46

## DAFTAR SIMBOL

$X$	: Variabel bebas
$Y$	: Variabel terikat
$\beta$	: Parameter yang akan diduga
$\varepsilon$	: Sisaan ( <i>error</i> )
$Y_{(n \times 1)}$	: Vektor variabel terikat
$X_{(n(k+1))}$	: Matriks variabel bebas
$\beta_{((k+1) \times 1)}$	: Vektor koefisien parameter regresi
$W_i$	: Nilai pembobot ke- $i$
$u$	: Vektor residual
$S^2(b_{j(\text{weighted})})$	: Diagonal matriks kovarian
$\hat{Y}_i$	: Nilai prediksi ke- $i$
$\hat{\beta}_J^{(1)}$	: Hasil parameter iterasi awal
$n$	: Banyaknya data
$k$	: Banyaknya variabel bebas

# BAB I

## PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Istilah regresi pertama kali diperkenalkan oleh Sir Francis Galton pada tahun 1877 dalam penelitian biogenetisnya. Analisis regresi merupakan analisis yang mempelajari bagaimana membangun sebuah model fungsional dari data untuk menjelaskan atau meramalkan suatu fenomena alam atas dasar fenomena yang lain. Regresi linear merupakan metode statistika yang digunakan untuk membentuk model hubungan antara variabel *dependen* (terikat) dengan satu atau lebih variabel *independen* (bebas). Model regresi linear yang terdiri dari satu variabel *independen* dan satu variabel *dependen* disebut dengan regresi linear sederhana, sedangkan model regresi linear yang terdiri dari beberapa variabel *independen* dan satu variabel *dependen* merupakan model regresi linear berganda.

*Ordinary Least Square* (OLS) adalah metode yang tepat untuk menyelesaikan model regresi dengan syarat semua asumsi harus terpenuhi, akan tetapi dalam kenyataan sering kita temui ada sebagian asumsi dalam regresi yang tidak terpenuhi dikarenakan terdapat data *outlier*. Asumsi kenormalan seringkali tidak terpenuhi karena adanya pengamatan yang *outlier* yang memberikan pengaruh besar terhadap estimasi parameter model. Jika asumsi kenormalan terpenuhi maka metode OLS dapat menduga dengan baik. Namun, jika tidak terpenuhi, maka estimasi OLS tidak dapat digunakan.

*Outlier* (pencilan) adalah data yang tidak mengikuti pola umum pada model regresi yang dihasilkan, atau tidak mengikuti pola data secara keseluruhan. Regresi *robust* merupakan metode regresi yang tepat digunakan ketika ada beberapa *outlier* pada model. Suatu estimator yang kekar adalah relatif tidak terpengaruh oleh perubahan besar pada sebahagian kecil data atau perubahan kecil pada sebahagian besar data. Prosedur regresi *robust* cenderung mengabaikan sisaan-sisaan (*error*) yang berhubungan dengan *outlier* yang besar. Ada beberapa metode dalam regresi *robust* yang dapat digunakan untuk mengatasi data *outlier*, diantaranya *Least Median of Square* (LMS), *Least Trimmed Squares* (LTS), *M-estimation*, *S-Estimation* dan *MM-estimation*.

Salah satu metode regresi robust yang populer dan paling umum digunakan untuk menangani *bad leverage points* adalah estimasi MM (*Method of Moment*). Estimasi MM mempunyai efisiensi yang tinggi ketika *error* berdistribusi normal serta memiliki nilai *breakdown* yang tinggi pula. Metode estimasi MM yang dikenalkan pertama kali oleh Yohai (1987) yang memadukan nilai *high breakdown* yaitu 50% dengan efisiensi tinggi yaitu mencapai 95%.

Dari penelitian terdahulu regresi *robust* telah digunakan oleh Candrawati (2013) dalam penelitiannya yang berjudul “Perbandingan Penduga *Method Of Moment* (MM) dan *Least Trimmed Square* (LTS) dalam Regresi *Robust* Linear Berganda”, untuk membandingkan penduga *Method Of Moment* (MM) dan *Least Trimmed Square* (LTS) didasarkan pada kriteria bagi masing-masing model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penduga *Least Trimmed Square* (LTS) lebih baik daripada penduga *Method Of Moment* (MM).



Pada penelitian lain yang ditulis Dewayanti (2016) ”Perbandingan Metode Estimasi M dan Estimasi MM pada Regresi *Robust*” untuk mengetahui tingkat keakuratan metode-metode tersebut dalam mengestimasi data yang mengandung *outlier*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada kasus data *outlier* metode estimasi M lebih baik digunakan untuk mengatasi *outlier* karena memiliki nilai *residual standard error* yang paling kecil.

Penelitian lain yang ditulis Ardiyanti (2011) “Perbandingan Keefektifan Metode Regresi Robust Estimasi-M dan Estimasi-MM karena Pengaruh *Outlier* dalam Analisis Regresi Linear”. Pada penelitian ini disimpulkan bahwa baik estimasi-M maupun estimasi-MM dapat digunakan sebagai metode alternatif dalam pemecahan permasalahan *outlier* yang berpengaruh pada OLS. Namun apabila ditinjau dari adanya *outlier* pada variabel prediktor, estimasi-M kurang efektif daripada estimasi-MM.

Berdasarkan uraian di atas, penulis tertarik untuk mengetahui keefektifan regresi *robust* pada data outlier dengan metode Estimasi MM pada regresi linier berganda dengan judul “ **Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data *Outlier* Menggunakan Estimasi *Method of Moment (MM)*”.**

## **B. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang dikemukakan di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana kajian matematis estimasi parameter  $\beta$  regresi *robust* menggunakan estimasi MM ?
2. Bagaimana model regresi *robust* terbaik dengan adanya data *outlier* dengan menggunakan metode estimasi MM ?

## **C. Batasan masalah**

Dalam penelitian ini dibatasi pada pendeteksian outlier menggunakan metode DfFITS serta penggunaan regresi *robust* dengan metode estimasi MM.

## **D. Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang dikemukakan di atas, maka tujuan penelitian ini adalah :

1. Untuk mengetahui kajian matematis mengestimasi parameter regresi *robust* menggunakan estimasi MM.
2. Untuk mengetahui model regresi *robust* terbaik dengan adanya data *outlier*.

## **E. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat yang diperoleh dari penulisan ini diantaranya,

1. Bagi penulis

Menambah wawasan mengenai metode regresi *robust* dan penerapannya pada data yang mengalami pencilan.

2. Bagi Pembaca

Menjadikan bahan bacaan dan referensi untuk penelitian selanjutnya yang membahas mengenai regresi *robust*.

## **BAB II**

### **KAJIAN PUSTAKA**

#### **A. Analisis Regresi**

Istilah regresi pertama kali diperkenalkan pada tahun 1886 oleh Sir Francis Galton dalam penelitian biogenetisnya. Galton menemukan adanya tendensi bahwa orang tua yang memiliki tubuh tinggi memiliki anak-anak yang tinggi dan orang tua yang memiliki tubuh pendek memiliki anak-anak yang pendek pula. Meskipun demikian, Galton mengamati bahwa ada kecenderungan tinggi anak cenderung bergerak menuju rata-rata tinggi populasi secara keseluruhan. Dengan kata lain, ketinggian anak yang amat tinggi atau orang tua yang amat pendek cenderung bergerak ke arah rata-rata tinggi populasi (Trijono, 2015)

Analisis regresi merupakan sebuah alat statistika yang memberikan penjelasan tentang pola hubungan antara dua variabel atau lebih. Dalam analisis regresi, dikenal dua jenis variabel yaitu :

- a. Variabel *dependent* disebut juga variabel terikat yaitu variabel yang keberadaannya dipengaruhi oleh variabel lainnya dan dinotasikan dengan  $Y$ .
- b. Variabel *independent* disebut juga variabel bebas yaitu variabel yang tidak dipengaruhi oleh variabel lainnya dan dinotasikan dengan  $X$

Analisis regresi linear memiliki beberapa kegunaan, yaitu (Gujarati, 2004):

- a. Untuk mempelajari dan mengukur hubungan statistik yang terjadi antara dua variabel atau lebih.
- b. Untuk meramalkan atau memperkirakan nilai dari satu variabel dalam hubungannya dengan variabel lain yang diketahui melalui persamaan regresi.
- c. Untuk memeriksa dan memodelkan hubungan diantara variabel independen dan variabel dependen.

## **B. Regresi Linear Berganda**

Regresi linear berganda adalah hubungan secara linear antara dua atau lebih variabel *independent* ( $X_1, X_2, \dots, X_k$ ) dengan variabel *dependent* (Y). Analisis ini untuk mengetahui arah hubungan antara variabel *independent* dengan variabel *dependen* apakah masing-masing variabel *independent* berhubungan positif atau negatif dan untuk memprediksi nilai-nilai dari variabel *dependent* apabila nilai dari variabel *independent* mengalami kenaikan atau penurunan.

Persamaan regresi linear berganda sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + e_i ; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

di mana,

$Y_i$  : variabel terikat pada pengamatan ke-i

$X_{ik}$  : variabel bebas pada pengamatan ke-i

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  : parameter regresi

$e_i$  : galat (*error*) dengan  $e_i \sim N(0, \sigma^2)$

### C. Residual

Residual atau sisaan dalam regresi linear merupakan selisih dari nilai prediksi dengan nilai yang sebenarnya atau  $\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i$ . Dengan meminimumkan diperoleh hasil yang umum seperti berikut:

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.14)$$

Jika nilai pengamatan terletak dalam garis regresi maka nilai residualnya sama dengan nol. Jadi, jika  $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i| = 0$  berarti semua nilai pengamatan berada pada garis regresi. Semakin besar nilai residualnya maka garis regresi semakin kurang tepat digunakan untuk memprediksi. Yang diharapkan adalah total residualnya kecil sehingga garis regresi cukup baik untuk digunakan.

### D. Uji Asumsi Klasik

Uji asumsi klasik digunakan untuk mengetahui ketepatan data. Menurut Singgih Santoso “Sebuah model regresi akan digunakan untuk melakukan peramalan sebuah model yang baik adalah model dengan kesalahan peramalan yang seminimal mungkin. Karena itu, sebuah model sebelum digunakan seharusnya memenuhi beberapa asumsi yang biasa disebut asumsi klasik” (Daniyah, 2013).

Dalam penelitian ini uji asumsi klasik yang digunakan adalah:

1) Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk menguji sebuah model regresi, variabel dependen, variabel *independen* yang diteliti memiliki distribusi normal atau tidak. Menurut Gujarati (2007), menjelaskan bahwa pada regresi linear klasik diasumsikan bahwa tiap  $e_i$  didistribusikan normal dengan  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ . Uji statistik yang dapat digunakan untuk menguji normalitas residual adalah uji statistik *Kolmogorof-Smirnov* (Candraningtyas, 2013).

2) Uji Asumsi Heterokedastisitas

Menurut Gujarati (1997), lambang homokedastisitas adalah

$$E(\varepsilon_i^2) = \sigma^2 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Ada tidaknya heterokedastisitas dapat dilakukan dengan Uji Glejser. Glejser telah menemukan bahwa  $|e_i| = \beta_1 x_j + \varepsilon_i$ . Dasar keputusan adalah jika variabel bebas signifikan secara statistik mempengaruhi variabel tak bebas, maka ada indikasi terjadi heterokedastisitas (Candraningtyas, 2013).

3) Uji Asumsi Autokorelasi

Uji autokorelasi dilakukan untuk menentukan apakah di dalam persamaan regresi terdapat masalah autokorelasi atau tidak. Yaitu adanya masalah korelasi antara kesalahan t-1 (sebelumnya). Jika terjadi, maka dinamakan problem autokorelasi yang menyebabkan model yang digunakan tidak layak dipakai. Dalam uji autokorelasi ini digunakan nilai Durbin Watson. Adapun kriteria pengujiannya adalah sebagai berikut:



1. Bila nilai DW terletak antara batas atas atau *upper bound* ( $d_u$ ) dan  $(4 - d_u)$ , maka koefisien autokorelasi sama dengan nol, berarti tidak ada autokorelasi.
  2. Bila nilai DW lebih rendah daripada batas bawah atau *lower bound* ( $d_l$ ), maka koefisien autokorelasi lebih besar daripada nol, berarti ada autokorelasi positif.
  3. Bila nilai DW lebih besar daripada  $(4 - d_u)$ , maka koefisien autokorelasi lebih kecil daripada nol, berarti ada autokorelasi negatif.
- 4) Uji Asumsi Multikolinearitas

Menurut Montgomery dan Peck (1992), kolinearitas terjadi karena terdapat korelasi yang cukup tinggi di antara variabel independen. VIF (*Variance Inflation Factor*) merupakan salah satu cara untuk mengukur besar kolinearitas dan didefinisikan sebagai berikut

$$VIF = \frac{1}{1-R_m^2} \quad (2.3)$$

Dengan  $m = 1, 2, \dots, p$  dan  $p$  adalah banyaknya variabel independen.  $R_m^2$  adalah koefisien determinasi yang dihasilkan dari regresi variabel independen  $X_m$  dengan variabel independen lain  $X_j (m \neq j)$ . Nilai VIF menjadi semakin besar jika terdapat korelasi yang semakin besar diantara variabel independen. Jika nilai VIF lebih dari 10, maka menunjukkan multikolinearitas yang kuat.

## E. *Outlier* (Pencilan)

### 1. Definisi *Outlier*

*Outlier* adalah data yang tidak mengikuti pola umum pada model regresi yang dihasilkan, atau tidak mengikuti pola data secara keseluruhan. Dalam suatu himpunan data biasanya terdapat 10% amatan yang merupakan *outlier* (Hampel, 1986). Jumlah maksimum *outlier* dalam data yang diperbolehkan adalah 50% (Rousseeuw, 1987).

Berikut ini adalah beberapa definisi *outlier* (Paludi, 2009):

- a. Ferguson (1961), *outlier* adalah suatu data yang menyimpang dari sekumpulan data yang lain.
- b. Barnett (1981), *outlier* adalah pengamatan yang tidak mengikuti sebagian besar pola dan terletak jauh dari pusat data.
- c. R.K. Sembiring (1950), *outlier* adalah pengamatan yang jauh dari pusat data yang mungkin berpengaruh besar terhadap koefisien regresi.
- d. Weissberg (1985), Jika terdapat masalah yang berkaitan dengan *outlier*, maka diperlukan alat diagnosis yang dapat mengidentifikasi masalah *outlier*, salah satunya dengan menyisihkan *outlier* dari kelompok data kemudian menganalisis data tanpa *outlier*.

Menurut (Sheskin, 2004) *outlier* merupakan suatu observasi pada sekumpulan data yang tidak konsisten terhadap kumpulan data keseluruhan. Menurut (Kleinbum, Kupper, Nizam, & Keith, 2008), definisi dari *outlier* adalah

sesuatu yang langka atau observasi yang tidak biasa yang muncul pada salah satu titik esktrim dari sebagian besar data. Demikian pula menurut Hampel, Rousseeaw dan Stahel, mendefinisikan *outlier* adalah observasi yang menyimpang dari pola yang terbentuk oleh sebagian besar data (Ardiyanti, 2011). Munculnya pencilan pada data disebabkan oleh beberapa kemungkinan, yaitu terdapatnya kesalahan prosedur dalam memasukkan data; kesalahan dalam pengukuran atau analisis; dan dikarenakan adanya keadaan yang benar-benar khusus, seperti pandangan responden terhadap sesuatu yang menyimpang dikarenakan adanya suatu alasan yang tidak diketahui oleh peneliti sendiri.

## 2. Dampak *Outlier*

*Outlier* sangat berpengaruh dalam proses analisis data, yaitu salah satunya terhadap nilai *mean* dan standar deviasi. Oleh karena itu, keberadaan *outlier* dalam suatu data harus diatasi. Dalam kaitannya dengan analisis regresi, *outlier* dapat menyebabkan hal-hal berikut (Soemartini, 2007):

1. Residu yang besar dari model yang terbentuk  $E(e_i) \neq 0$ .
2. Varians pada data menjadi lebih besar.
3. Interval data memiliki rentang yang lebar

### 3. Tipe *Outlier*

Tipe-tipe dari *outlier* diantaranya adalah (Nurdin, 2013) :

- a. Pencilan regresi adalah sebuah pengamatan yang menyimpang dari hubungan kelinearan ditentukan dari  $(n - 1)$  pengamatan yang lainnya, atau paling tidak mayoritas pengamatan tersebut.
- b. Pencilan galat adalah sebuah pengamatan yang memiliki standarisasi galat yang besar ketika digunakan dalam perhitungan.
- c. Pencilan  $x$  adalah sebuah pengamatan yang menyimpang hanya pada koordinat  $x$  atau disebut titik *leverage* baik (*good leverage points*).
- d. Pencilan  $y$  adalah sebuah pengamatan yang menyimpang hanya pada koordinat  $y$  atau disebut pencilan vertikal (*vertical outliers*).
- e. Pencilan  $x$  dan  $y$  adalah sebuah pengamatan yang menyimpang pada kedua koordinat atau disebut titik *leverage* jelek (*bad leverage points*).

#### 4. Identifikasi *Outlier*

Dalam statistik, data *outlier* (pencilan) harus dilihat terhadap posisi dan sebaran data yang lainnya sehingga akan dievaluasi apakah data pencilan tersebut perlu dihapus atau tidak. Ada berbagai macam metode yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya data *outlier* yang berpengaruh dalam koefisien regresi antara lain :

##### 1) Metode Grafis

Keuntungan dari metode ini yaitu mudah dipahami karena menampilkan data secara grafis (gambar) dan tanpa melibatkan perhitungan yang rumit. Sedangkan kelemahan metode ini yaitu keputusan yang memperlihatkan data tersebut merupakan pencilan atau tidak bergantung pada kebijakan (*judgement*) peneliti, karena hanya mengandalkan visualisasi gambar.

##### a. Diagram Pencar (*Scatter Plot*)

Metode ini dilakukan dengan cara memplot data dengan pengamatan ke- $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ). Selain itu, jika sudah didapatkan model regresi maka dapat dilakukan dengan cara memplot antara *residual* ( $e$ ) dengan nilai prediksi  $Y$  ( $\hat{Y}$ ). Jika terdapat satu atau beberapa data yang terletak jauh dari pola kumpulan data keseluruhan maka hal ini mengindikasikan adanya *outlier*.

b. Box Plot

Metode ini mempergunakan nilai kuartil dan jangkauan untuk mendeteksi pencilan. Dengan menggunakan nilai kuartil 1, 2, dan 3 yang akan membagi sebuah urutan data menjadi beberapa bagian.

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (2.4)$$

Data-data yang merupakan pencilan yaitu nilai yang kurang dari  $1.5 \times IQR$  terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari  $1.5 \times IQR$  terhadap kuartil 3.

2) Metode DfFITS (Difference fitted value FITS)

*DfFITS* merupakan suatu ukuran berpengaruh yang ditimbulkan oleh pengamatan ke- $i$  terhadap nilai taksiran  $\hat{y}_i$ . Nilai  $DfFITS_i$  diperoleh dari persamaan berikut :

$$(DfFITS)_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{i-1}}{S_{i-1}^2 - \sqrt{h_{ii}}} \quad (2.5)$$

di mana,

$\hat{y}_i$  : nilai taksiran  $y_i$

$\hat{y}_{i-1}$  : nilai taksiran  $y_i$  tanpa pengamatan ke- $i$

$S_{i-1}^2$  : jumlah kuadrat galat tanpa pengamatan ke- $i$

$h_{ii}$  : elemen diagonal ke- $i$  dari matriks  $H = X_i^T (X^T X)^{-1} X_i$

Suatu pengamatan ke- $i$  data diidentifikasi sebagai pencilan apabila nilai :

$$|DfFITS_i| > 2\sqrt{\frac{p}{n}}$$

dengan  $p$  banyaknya parameter dan  $n$  banyaknya pengamatan.

### 3) Nilai Pengaruh (*Leverge Values*)

Metode yang digunakan dalam mengidentifikasi pencilan terhadap variabel  $X$  adalah nilai pengaruh (*Leverge Values*). Nilai pengaruh ( $h_{ii}$ ) dari pengamatan  $(X_i, Y_i)$  menunjukkan besarnya peranan  $\hat{Y}_i$  dan didefinisikan sebagai :

$$h_{ii} = X_i^T (X^T X)^{-1} X_i; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

dengan  $X_i = [X_{i1}, X_{i1}, \dots, X_{ik}]$  adalah vektor baris yang berisi nilai-nilai dari peubah variabel bebas dalam pengamatan ke- $i$ . Nilai  $h_{ii}$  berada diantara 0 dan 1 dengan rumus

$$\sum_{i=1}^n h_{ii} = k \quad (2.7)$$

$k = p - 1$ . Sehingga dapat dituliskan menjadi

$$2\bar{h}_{ii} = \frac{2 \sum_{i=1}^n h_{ii}}{n} = \frac{2k}{n} = \frac{2(p-1)}{n} \quad (2.8)$$



Suatu pengamatan ke- $i$  data diidentifikasi sebagai pencilan apabila nilai  $h_{ii} > 2\bar{h}_{ii}$  Sehingga pengamatan ke- $i$  dikatakan pencilan terhadap  $X$ .

#### F. Fungsi Objektif

Fungsi obyektif adalah fungsi digunakan untuk mencari fungsi pembobot pada regresi *robust*. Fungsi pembobot yang digunakan yaitu fungsi pembobot *Tukey Bisquare*.

Fungsi pembobot yang disarankan oleh Tukey memakai fungsi obyektif

$$\rho(e_i) = \begin{cases} \frac{c^2}{6} \left\{ 1 - \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^3 \right\} & |e_i| \leq c \\ \frac{c^2}{6} & |e_i| > c \end{cases} \quad (2.15)$$

dengan,

$$\psi(e_i) = \rho'(e_i) = \frac{\partial(\rho(e_i))}{\partial e_i} = \begin{cases} e_i \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^2, & |e_i| \leq c \\ 0, & |e_i| > c \end{cases} \quad (2.16)$$

dan fungsi pembobot,

$$w_i = w(e_i) = \frac{\psi(e_i)}{e_i} = \begin{cases} \left[ 1 - \left( \frac{e_i}{c} \right)^2 \right]^2, & |e_i| \leq c \\ 0, & |e_i| > c \end{cases} \quad (2.17)$$

Konstanta yang menghasilkan efisiensi tinggi dengan residual berdistribusi normal dan dapat memberikan perlindungan terhadap outlier yaitu konstanta dengan nilai  $c = 4,685$  untuk fungsi *Tukey Bisquare*.

## G. Regresi Robust

Regresi robust diperkenalkan oleh Andrews (1972). “Regresi *robust* merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari *error* tidak normal dan atau adanya beberapa outlier yang berpengaruh pada model” (Olive, 2005).

“Regresi *robust* digunakan untuk mendeteksi *outlier* dan memberikan hasil yang resisten terhadap adanya outlier” (Chen, 2002). Menurut Aunuddin (1989), regresi *robust* ini ditujukan untuk mengatasi adanya data ekstrim serta meniadakan pengaruhnya terhadap hasil pengamatan tanpa terlebih dahulu mengadakan identifikasi. Sedangkan menurut (Rousseeuw dan Leroy, 1987) regresi *robust* adalah suatu metode yang digunakan untuk mengatasi masalah pencilan. Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh pencilan (*outlier*) sehingga dapat menghasilkan model yang *robust* atau *resistance* terhadap pencilan.

Dalam regresi *robust* terdapat salah satu cara yang digunakan untuk mengukur ke-*robust*-an (kekekaran) suatu estimator (penaksiran) yaitu *Breakdown point*. Efisiensi dan *breakdown point* digunakan untuk menjelaskan ukuran kerobust-an dari tehnik robust. Efisiensi menjelaskan seberapa baiknya suatu teknik *robust* sebanding dengan *Least Square* tanpa *outlier*. Semakin tinggi efisiensi dan *breakdown point* dari suatu estimator maka semakin *robust* (resisten) terhadap *outlier*.

*Breakdown point* merupakan kelompok terkecil adanya pencilan yang mengakibatkan suatu penaksir menghasilkan yang jauh berbeda atau bias. Konsep *breakdown* dilakukan untuk mengetahui kemampuan suatu penaksir dalam menghasilkan nilai taksiran yang resisten terhadap adanya pencilan dalam jumlah tertentu (Akbar, 2007).

Dalam regresi *robust* terdapat beberapa metode estimasi yaitu:

### 1. Metode Estimasi M

Salah satu regresi *robust* yang penting dan paling luas digunakan adalah *M-Estimation*. Metode ini merupakan metode yang paling sederhana dan sering digunakan. Estimasi M akan menjaga ke-*robust*-an dengan mengatasi pencilan vertikal. Menurut Montgomery (1992), pada prinsipnya *M-Estimation* merupakan estimasi yang meminimumkan suatu fungsi obyektif dari residualnya.

$$\min \sum_{i=1}^n \rho(e_i) = \min \sum_{i=1}^n \rho(y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij}\beta_j) \quad (2.9)$$

Dalam mengestimasi parameter regresi *robust* M metode iterasi diperlukan, karena *residual* tidak dapat dihitung sampai diperoleh model yang cocok dan parameter regresi juga tidak dapat dihitung tanpa mengetahui nilai residual. *Iteratively reweighted least squares* (IRLS) adalah metode iterasi yang banyak digunakan.

## 2. Metode *Least Median Square* (LMS)

Metode LMS merupakan metode *High Breakdown Value* yang diperkenalkan oleh Rousseeuw pada tahun 1984. Metode ini data pencilan tidak dibuang begitu saja tetapi dieliminasi melalui sebuah iterasi. Wilcox (2005) “Metode LMS adalah suatu metode estimasi parameter regresi *robust* dengan meminimumkan median dari kuadrat sisaan”. Metode LMS mengganti jumlah kuadrat *residual* yang merupakan karakteristik OLS dengan median kuadrat *residual*.

$$\min MED (e_i^2) = \min MED (y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij}\beta_j)^2 \quad (2.10)$$

Ide untuk menggantikan penjumlahan median menghasilkan estimasi yang resisten terhadap outlier. Walaupun LMS mempunyai *breakdown point* = 0,5 dan efisiensi 37%, akan tetapi LMS mempunyai kelemahan ketika pembatas itu digunakan.

## 3. Metode *Least Trimmed Square* (LTS)

Sama halnya dengan metode LMS, metode robust LTS juga merupakan metode *High Breakdown Value* yang diperkenalkan oleh Rousseeuw pada tahun 1984. Metode penaksir ini adalah metode penaksiran parameter regresi robust dengan menggunakan konsep pengepasan metode kuadrat terkecil (*ordinary least squares*) untuk meminimumkan jumlah kuadrat *h residual* (Akbar, 2007).

$$\min \sum_{i=1}^h e_{(i)}^2 \quad (2.11)$$

$$\text{dengan } h = \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor + \left\lfloor \frac{(k+2)}{2} \right\rfloor$$

dimana,

$e_i^2$  = kuadrat *residual* yang diurutkan dari terkecil ke terbesar  $e_1^2 < e_2^2 < \dots < e_n^2$

$n$  = banyaknya sampel

$k$  = parameter regresi

#### 4. Metode Estimasi S

Metode robust Estimasi S merupakan metode *high breakdown value* yang diperkenalkan pertama kali oleh Rousseeuw dan Yohai pada tahun 1984. Menurut Wilcox (2005), “Estimasi S merupakan solusi dengan kemungkinan terkecil dari penyebaran *residual*”.

$$\min \hat{\sigma} \left( e_1(\hat{\beta}), \dots, e_n(\hat{\beta}) \right) \quad (2.12)$$

Selain meminimumkan *varians* dari *residual*, estimasi S juga meminimumkan skala *residual* dari estimasi-M. Estimasi-S mempunyai *breakdown point* sebesar 0,5. Meskipun estimasi-S mempunyai *breakdown point* yang tinggi = 0,5, estimasi-S tidak menarik untuk digunakan karena mempunyai efisiensi yang sangat rendah (kurang lebih sekitar 30% terhadap OLS ketika distribusi *error* normal).

## 5. Metode Estimasi *Method of Moment*

MM-Estimation adalah metode yang pertama kali diperkenalkan oleh Yohai pada tahun 1987 yaitu dengan menggabungkan suatu *high breakdown point* (50%) dengan efisiensi tinggi (mencapai 95%). Estimasi S menjamin nilai *breakdown point* tinggi dan estimasi M membuat estimator mempunyai efisiensi tinggi.

Bentuk dari metode MM-Estimation adalah

$$\tilde{\beta}_{MM} = \arg \min \sum_{i=1}^n \rho \left( \frac{e_i}{\hat{\sigma}} \right) = \arg \min \sum_{i=1}^n \rho \left( \frac{y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij} \beta_j}{\hat{\sigma}} \right) \quad (2.13)$$

Adapun langkah-langkah dalam proses MM-Estimation adalah:

- a. Menghitung estimator awal koefisien  $\hat{\beta}_j^{(1)}$  dan residual  $e_i^{(1)}$  dari regresi robust *high breakdown point* (estimasi S)
- b. Residual  $e_i^{(1)}$  pada langkah pertama digunakan untuk menghitung skala estimasi  $\hat{\sigma}_s^{(1)}$  dan dihitung pula pembobot awal  $w_i^{(1)}$ .
- c. Residual  $e_i^{(1)}$  dengan skala estimasi  $\hat{\sigma}_s$  pada langkah kedua digunakan dalam iterasi awal sebagai penaksir WLS untuk menghitung koefisien regresi  $\sum_{i=1}^n w_i^{(1)} \left( \frac{\varepsilon_i^{(1)}}{\hat{\sigma}_s^{(1)}} \right) x_i = 0, w_i^{(1)}$  yang merupakan pembobot tukey bisquare.
- d. Menghitung bobot baru  $w_i^{(1)}$  dengan skala estimasi dari iterasi awal WLS.

- e. Mengulang langkah (b),(c),(d) (dengan skala estimasi tetap konstan) sampai mendapatkan  $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i^{(m)}|$  konvergen (selisih  $\hat{\beta}_j^{(m+1)}$  dengan  $\hat{\beta}_j^{(m)}$  mendekati 0, dengan banyak m iterasi).

## H. Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dalam model regresi bertujuan untuk mengetahui hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Di samping itu juga untuk mengetahui kelayakan parameter dalam menerangkan model. Terdapat dua tahap pengujian yaitu uji simultan dan uji parsial (individu).

### 1) Uji Simultan (Uji F)

Uji simultan merupakan pengujian secara bersama semua parameter dalam model regresi. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1: \text{ada } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji yang digunakan untuk Weighted Least Square (WLS) adalah

$$F_{hitung} = \frac{[\sum_{i=1}^n w_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2] / (k)}{[\sum_{i=1}^n w_i (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2] / (n - k - 1)} \quad (2.18)$$

di mana,

$w_i$  : nilai pembobot untuk pengamatan ke- $i$

$\hat{y}_i$  : penaksiran  $y$  untuk pengamatan ke- $i$

$\bar{y}_i$  : rata-rata dari  $y$  untuk pengamatan ke- $i$

Kriteria pengambilan keputusan adalah :

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika } F_{hitung} \geq F_{tabel}$$

$$\text{Terima } H_0 \text{ jika } F_{hitung} < F_{tabel}$$

## 2) Uji Parsial (Uji T)

Uji parsial merupakan pengujian secara individu parameter dalam model regresi yang bertujuan untuk mengetahui parameter model regresi telah signifikan atau tidak. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0: \beta_j = 0 ; j = 1, 2, \dots, k$$

$$H_a: \beta_j \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan untuk *Weighted Least Square* (WLS) adalah :

$$t_{hitung(weighted)} = \frac{b_{j(weighted)}}{S(b_{j(weighted)})} \quad (2.19)$$

dengan

$$S^2(b_j) = (X'WX)^{-1}MSE$$

di mana  $S^2(b_{j(weighted)})$  merupakan diagonal matriks kovarian.

Kriteria pengambilan keputusan adalah :

$$\text{Tolak } H_0 \text{ jika } F_{hitung} \geq F_{tabel}$$

$$\text{Terima } H_0 \text{ jika } F_{hitung} \leq F_{tabel}$$



## I. Penelitian terdahulu

Ada beberapa penelitian terdahulu yang juga menerapkan regresi robust untuk menyelesaikan suatu permasalahan pada data outlier.

Dewayanti (2013) dalam penelitiannya yang berjudul “Perbandingan Metode Estimasi M dan Estimasi MM pada Regresi Robust”. Pada penelitian ini membandingkan tingkat keakuratan dua metode regresi robust dalam mengatasi pencilan. Hasil dalam penelitian ini menunjukkan bahwa untuk data yang mengandung outlier estimasi parameter yang diperoleh pada metode regresi robust dengan metode M lebih baik digunakan dibandingkan dengan metode OLS. Sedangkan untuk data tanpa outlier estimasi parameter yang diperoleh dengan OLS lebih baik dibandingkan dengan metode estimasi M dan estimasi MM.

Candrawati (2013) dalam penelitiannya “Perbandingan Penduga Method of Moment dan Least Trimmed Square dalam Regresi Robust Linear Berganda”. Pada penelitian ini membandingkan penduga *Method Of Moment* (MM) dan *Least Trimmed Square* (LTS) didasarkan pada kriteria bagi masing-masing model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penduga *Least Trimmed Square* (LTS) lebih baik daripada penduga *Method Of Moment* (MM). Selanjutnya, Irfagutami (2014), untuk menghasilkan penduga yang kekar terhadap pencilan pada bangkitan. Suyanti (2014) untuk melihat tingkat efektifitas metode-metode regresi *robust* pada data ketahanan pangan di Jawa Tengah tahun 2007 dan data *survival time* yang teridentifikasi pencilan.

Candraningtyas (2013) pada penelitiannya “Regresi Robust MM-Estimator untuk Penanganan Pencilan pada Regresi Linear Berganda”. Dalam penelitian ini data yang mengalami pencilan dideteksi menggunakan metode DfFITS serta penentuan persamaan regresi menggunakan metode estimasi MM. Penelitian lain yang ditulis Ardiyanti (2011) “Perbandingan Keefektifan Metode Regresi Robust Estimasi-M dan Estimasi-MM karena Pengaruh *Outlier* dalam Analisis Regresi Linear”. Pada penelitian ini disimpulkan bahwa baik estimasi-M maupun estimasi-MM dapat digunakan sebagai metode alternatif dalam pemecahan permasalahan *outlier* yang berpengaruh pada OLS. Namun apabila ditinjau dari adanya *outlier* pada variabel prediktor, estimasi-M kurang efektif daripada estimasi-MM.

Romdi (2015) pada penelitiannya “Regresi Robust Linear Sederhana dengan Menggunakan Estimasi MM”. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai tukar rupiah terhadap dollar (X) terhadap harga saham Golden Retailindo Tbk (Y), di mana data harga saham yang mengalami pencilan sehingga digunakan metode estimasi MM dalam menangani masalah tersebut. Penelitian lainnya Dewi (2015) “Metode Least Trimmed Square (LTS) dan MM-Estimation untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika Terdapat Outlier”. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui keefektifan regresi robust LTS dan estimasi MM pada regresi linear berganda. Hasil yang diperoleh regresi robust LTS lebih baik karena memiliki nilai residual yang lebih kecil dibandingkan dengan metode estimasi-MM.

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **A. Jenis Penelitian**

Jenis penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif yaitu mengambil atau mengumpulkan data yang diperlukan dan menganalisisnya menggunakan regresi robust estimasi MM.

#### **B. Waktu dan Lokasi Penelitian**

Penelitian ini dilakukan di Perpustakaan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar sebagai lokasi dalam pengumpulan literatur untuk penulisan. Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Juli sampai September 2017.

#### **C. Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan. Data yang terdapat dalam penelitian ini adalah data mengenai produksi tanaman jagung yang ada di Sulawesi Selatan tahun 2015.

#### D. Definisi Operasional Variabel

- a. Produksi Jagung adalah hasil panen jagung dalam satu musim tanam. Satuan yang digunakan adalah ton
- b. Luas panen adalah luas lahan yang dimiliki atau ditanami jagung. Satuan yang digunakan adalah hektar (Ha).
- c. produktivitas adalah hasil persatuan atau satu lahan yang panen dari seluruh luas lahan yang dipanen. Satuan yang digunakan adalah (Kw/Ha).

#### E. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini guna mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

- a. Mengumpulkan referensi mengenai *outlier* dan regresi robust
- b. Melakukan pengambilan data
- c. Mengidentifikasi adanya pencilan pada data menggunakan metode DfFITS
- d. Melakukan estimasi koefisien regresi robust menggunakan estimasi-MM.
  - a) Mengestimasi parameter model regresi dengan estimasi-S
    1. Menentukan estimasi awal MKT sehingga diperoleh  $\hat{\beta}^0$ ,
    2. Menghitung nilai sisaan  $e_i$ ,
    3. Menghitung nilai  $\hat{\sigma}_s$  dengan persamaan

$$\hat{\sigma}_s = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^n (e_i^2) - (\sum_{i=1}^n e_i)^2}{n(n-1)}}$$

4. Menghitung  $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_s}$

5. Menghitung nilai pembobot  $w_i$

$$w_i = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{1,547}\right)^2\right]^2 & , |u_i| \leq 1,547 \\ 0 & , |u_i| > 1,547 \end{cases}$$

6. Mengestimasi parameter model regresi dengan metode

Weighted Least Square (WLS) dengan pembobot  $w_i$

sehingga diperoleh sisaan yang baru

7. Menjadikan sisaan langkah (6) sebagai sisaan awal

langkah (2) sehingga diperoleh nilai  $u_i$  dan  $w_i$  yang baru

8. Iterasi diulang sampai nilai  $\hat{\beta}_j$  yang konvergen

b) Menghitung nilai  $e_i$  dari estimasi-S

c) Menghitung nilai  $\hat{\sigma}_s$

d) Menghitung  $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}_s}$

e) Menghitung nilai pembobot  $w_i$

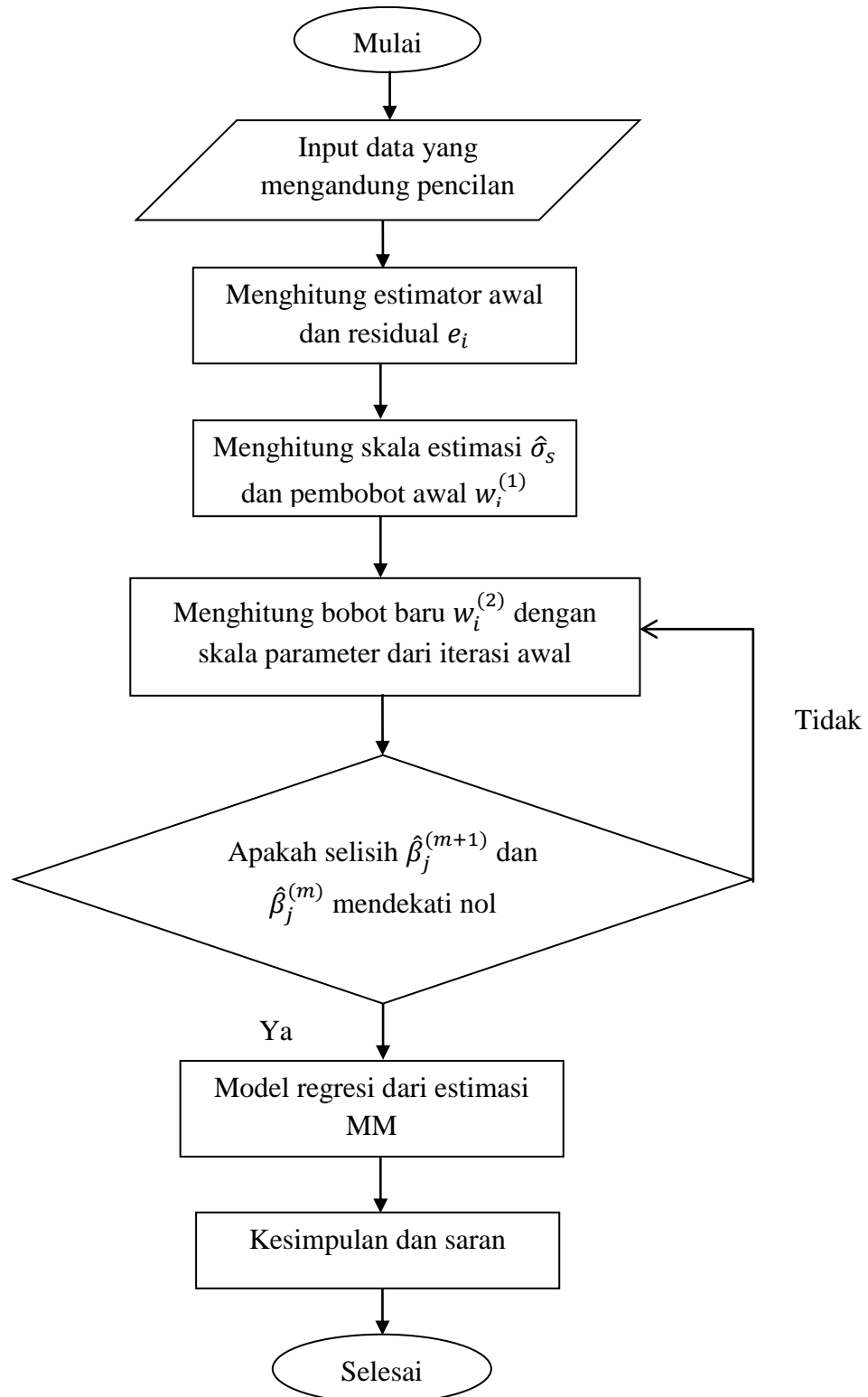
$$w_i = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{u_i}{4,685}\right)^2\right]^2 & , |u_i| \leq 4,685 \\ 0 & , |u_i| > 4,684 \end{cases}$$

e. Mengestimasi parameter model regresi menggunakan WLS sehingga diperoleh sisaan yang baru

f. Menjadikan sisaan langkah (f) sebagai sisaan awal langkah (d) sehingga diperoleh nilai  $u_i$  dan  $w_i$  yang baru

g. Mengulang iterasi sampai nilai  $\hat{\beta}_j$  yang konvergen

## F. Skema Penelitian



Gambar 3. Skema Penelitian

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam Bab ini akan dibahas tentang estimasi MM dalam penerapannya pada data yang mengandung *outlier*. Data yang digunakan adalah data sekunder mengenai produksi tanaman jagung di Sulawesi Selatan tahun 2015 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan.

#### A. Hasil Penelitian

##### 1. Estimasi Parameter Regresi Robust Menggunakan Metode

###### Estimasi MM

Secara umum persamaan (2.1) merupakan model regresi linear berganda untuk data ke- $i$  dan data  $n$  pengamatan yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.1)$$

di mana

$Y_i$  : variabel terikat pengamatan ke- $i$ ,

$n$  : banyaknya pengamatan

$X_i$  : variabel bebas pada pengamatan ke- $i$

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  : koefisien regresi

$\varepsilon_i$  : sisaan ke- $i$  dengan  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

Persamaan (4.1) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

di mana

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{pmatrix},$$

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix}, \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

Pada umumnya estimasi parameter regresi ( $\beta$ ) dapat diperoleh dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (OLS), namun demikian estimasi yang diperoleh melalui OLS menjadi kurang baik apabila distribusi galatnya tidak normal dan mengandung pencilan. Salah satu cara untuk mengatasinya adalah menggunakan regresi *robust*. Salah satu metode regresi *robust* yang digunakan adalah estimasi MM, yang diperkenalkan oleh Yohai pada tahun 1978 (Chen, 2002).

Pada umumnya, estimasi-MM meminimumkan fungsi obyektif dengan persamaan

$$\sum_{i=1}^n \rho(e_i) = \sum_{i=1}^n \rho(Y_i - X\beta) \quad (4.2)$$



Selanjutnya dari persamaan (4.2) dicari turunan parsial pertama dari  $\rho$  terhadap  $\beta_j, j = 0, 1, \dots, k$  dan disamakan dengan 0, diperoleh:

$$\sum_{i=1}^n \psi(Y_i - X\beta)X^T = 0 \quad (4.3)$$

Dengan  $\psi = \frac{\partial \rho}{\partial \beta_j} = \rho'$  dan  $\psi$  merupakan fungsi influence yang digunakan untuk memperoleh pembobot. Kemudian galatnya distandarisasi, sehingga persamaan (4.3) menjadi

$$\sum_{i=1}^n \psi\left(\frac{Y_i - X\beta}{\hat{\sigma}}\right)X^T = 0 \quad (4.4)$$

Didefinisikan suatu fungsi pembobot  $w_i = \frac{\psi(e_i^*)}{e_i^*}$  dengan  $e_i^*$  adalah galat yang distandarisasi sehingga  $e_i^* = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ . Maka persamaan (4.4) dapat ditulis menjadi

$$\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{Y_i - X\beta}{\hat{\sigma}}\right)X^T = 0$$

$$\sum_{i=1}^n (X^T w_i Y_i - X^T w_i X\beta) = 0 \quad (4.5)$$

$$\sum_{i=1}^n X^T w_i Y_i - \sum_{i=1}^n X^T w_i X\beta = 0$$

Dalam bentuk matriks persamaan (4.5) dapat ditulis menjadi:

$$X^T W X \hat{\beta} = X^T W Y \quad (4.6)$$

Di mana  $W$  adalah matriks diagonal yang berukuran  $n \times n$  dengan elemen diagonalnya  $w_1, w_2, \dots, w_n$  ( $n$  banyaknya pengamatan). Persamaan (4.6) dikalikan dengan  $(X^T W^{(1)} X)^{-1}$  pada kedua ruas maka didapatkan estimasi parameter sebagai berikut

$$\hat{\beta} = (X^T W X)^{-1} \hat{\beta}^T W Y \quad (4.7)$$

Pada langkah selanjutnya dihitung kembali bobot  $w_i$  yang baru menggunakan  $\hat{\beta}_j$  dari hasil sebelumnya dan skala parameter  $\hat{\sigma}_s$  konstan. Untuk  $w_i^{(m)}$  bobot yang diberikan, dapat diperoleh estimator  $\hat{\beta}_j^{(m+1)} = (X^T W^{(m)} X)^{-1} X' W^{(m)} Y$  sampai  $\sum_{i=1}^n |e_i^{(m)}|$  konvergen yaitu selisih nilai  $\hat{\beta}_j^{(m)}$  dan  $\hat{\beta}_j^{(m+1)}$  mendekati 0 dengan  $m$  banyaknya iterasi.

## 2. Pemodelan Produksi Jagung di Provinsi Sulawesi Selatan

### Menggunakan Estimasi-MM

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan. Pada penelitian ini menggunakan data tanaman jagung di Sulawesi Selatan pada tahun 2015 yang meliputi produksi jagung sebagai variabel *dependen* (Y) sedangkan luas lahan dan produktivitas sebagai variabel *independen* (X) (Lampiran 1). Sebelum menganalisis menggunakan regresi akan diperiksa terlebih dahulu apakah data tersebut terdapat *outlier*. Jika dideteksi data *outlier*, untuk mengatasinya dapat digunakan regresi *robust* estimasi MM. Pada pengolahan data ini menggunakan *software* SPSS 22

dan MATLAB. Untuk menganalisis data tersebut, berikut adalah langkah-langkah pengolahan datanya.

**a. Deteksi Pencilan**

Pedeteksian pencilan dilakukan dengan menggunakan metode DfFITS.

Suatu data dikatakan terdeteksi *outlier* apabila nilai  $|DfFITS| > 2\sqrt{\frac{p}{n}}$ . Hasil

diagnosis metode *DfFITS* terhadap data dengan  $p$  adalah banyaknya parameter

dan  $n$  adalah banyaknya data diperoleh nilai  $DfFITS = 2\sqrt{\frac{p}{n}} = 2\sqrt{\frac{3}{24}} = 0,707$ .

Berdasarkan hasil perhitungan diperoleh bahwa data ke- 1, 2, 4, 11 dan 13 terdeteksi *outlier* (Lampiran 2).

**b. Uji Asumsi Klasik**

Uji asumsi klasik dilakukan untuk melihat apakah model regresi yang diperoleh memenuhi klasik atau tidak. Berikut merupakan hasil uji asumsi klasik tersebut.

1) Uji Asumsi Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah error berdistribusi normal atau tidak. Pemeriksaan normalitas *error* dapat dilihat dari beberapa hal, antara lain distribusi histogram, Normal P-P *Plot of Regression Standardized Residual*, dan pengujian hipotesis *standardized residual* melalui Uji *Kolmogorof-Smirnov*.

Tabel 4.1. Uji Normalitas

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>		
	Statistic	Df	Sig.
Unstandardized Residual	0,22	24	0,004

Berdasarkan Tabel 4.1 diperoleh nilai signifikansi sebesar 0,004 yang mana lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak berdistribusi normal.

## 2) Uji Asumsi Autokorelasi

Autokorelasi diartikan sebagai korelasi antara anggota serangkaian observasi yang diurutkan menurut waktu. Uji autokorelasi dapat dideteksi melalui Uji Durbin Watson.

Tabel 4.2. Uji Autokorelasi

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	,991 <sup>a</sup>	,983	,981	11961,967	2,066

Berdasarkan Tabel Durbin Watson dalam Lampiran 12 untuk taraf signifikan  $0,05, n = 24, k = 2$ , maka diperoleh nilai  $du = 1,5464$ . Kesimpulan untuk pengujian autokorelasi dilakukan dengan membandingkan nilai DW pada Tabel 4.2 dengan nilai  $(4 - du)$ . Karena

nilai  $DW = 2,066$  dan nilai  $(4 - du) = 2,4536$ , maka diperoleh bahwa tidak terjadi autokorelasi, yaitu nilai  $DW < (4 - du)$ .

### 3) Uji Asumsi Multikolinearitas

Pengujian multikolinearitas bertujuan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan linear antara variabel *independen*. Untuk mendeteksi adanya multikolinearitas dapat dilakukan dengan berbagai uji. Salah satu deteksi adanya multikolinearitas adalah dengan melihat pada nilai VIF.

Tabel 4.3. Uji Multikolinearitas

	Model	T	Sig.	Collinearity Statistics	
				Tolerance	VIF
	(Constant)	-3,797	,001		
1	Luas Lahan	34,530	,000	1,000	1,000
	Produktivitas	3,783	,001	1,000	1,000

Berdasarkan Tabel 4.3 diperoleh nilai VIF untuk variabel luas lahan dan produktivitas sama-sama 1,000. Karena nilai VIF pada kedua variabel tidak ada yang lebih besar dari 10 maka dapat disimpulkan tidak terjadi multikolinearitas pada kedua variabel bebas tersebut.

## 4) Uji Asumsi Heterokedastisitas

Untuk mengetahui adanya heterokedastisitas dilakukan Uji Glejser. Uji Glejser dilakukan dengan meregresikan variabel independen dengan variabel residual. Nilai residual yang digunakan adalah nilai mutlak dari residual model regresi OLS.

Tabel 4.4. Uji Heterokedastisitas

		Unstandardized		Standardized			
Model		Coefficients		Coefficients		t	Sig.
		B	Std. Error	Beta			
	(Constant)	18635,108	7849,793			2,374	0,027
1	Luas Lahan	0,231	0,089	0,466	2,593	0,017	
	Produktivitas	-260,1	147,213	-0,318	-1,767	0,092	

Berdasarkan Tabel 4.4 diketahui bahwa nilai signifikansi variabel luas lahan (X1) sebesar 0,017 lebih kecil dari 0,05, artinya terjadi heterokedastisitas pada variabel luas lahan (X1). Sementara itu, diketahui nilai variabel produktivitas (X2) yakni 0,092 lebih besar dari 0,05, artinya tidak terjadi heterokedastisitas pada variabel produktivitas.

**c. Metode Regresi *Robust* estimasi MM**

Hasil identifikasi *outlier* dapat disimpulkan bahwa terdapat pencilan pada data. Selanjutnya, untuk mengatasi permasalahan tersebut digunakan regresi *robust* dengan estimasi MM. Adapun langkah-langkah penyelesaian adalah sebagai berikut:

- 1) Menghitung estimator awal koefisien  $\hat{\beta}_j^{(1)}$  dan galat  $e_i^{(1)}$  dari estimasi S.

Proses perhitungan estimasi S yang iteratif dimulai dengan menentukan estimasi awal koefisien regresi, yang diperoleh dari MKT yaitu  $\hat{\beta}_j^0 = -5.1534 + 5X_1 + 963X_2$ , kemudian berdasarkan algoritma estimasi S dihitung nilai  $\hat{y}_i^0$  dan sisa  $e_i^0 = y_i - \hat{y}_i^0$ . Proses iterasi menggunakan MKT terboboti dilanjutkan dengan menghitung sisaan dan pembobot  $w(u_i)$  yang baru dan dilakukan pendugaan parameter secara berulang-ulang sampai konvergen. Kekonvergenan tercapai jika koefisien regresi sudah sama dengan koefisien regresi sebelumnya. Hasil iterasi estimasi S dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Hasil Parameter Regresi Robust Estimasi-S

Iterasi	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$
MKT	-51534	5	963
Iterasi 1	-31392	5	586
Iterasi 2	-22473	6	413
Iterasi 3	-20346	6	372
Iterasi 4	-19971	6	365
Iterasi 5	-19909	6	364
Iterasi 6	-19898	6	364
Iterasi 7	-19897	6	364
Iterasi 8	-19896	6	364
Iterasi 9	-19896	6	364

Berdasarkan Tabel 4.5 terlihat bahwa koefisien regresi sudah konvergen sehingga iterasi berhenti dan diperoleh nilai estimasi parameter yaitu

$$\hat{\beta}_J^{(1)} = \begin{pmatrix} -19896 \\ 6 \\ 364 \end{pmatrix}$$

Nilai  $\hat{\beta}_J^{(1)}$  merupakan parameter iterasi awal. Selanjutnya estimator dari metode S ini akan digunakan untuk mencari galat  $e_i^{(1)}$ .



- 2) Galat  $e_i^{(1)}$  pada langkah pertama digunakan untuk menghitung skala estimasi  $\hat{\sigma}_s$  dan dihitung pula pembobot awal  $w_i^{(1)}$  dengan fungsi pembobot *Tukey Bisquare*. Hasil perhitungan pembobotnya dapat dilihat di Lampiran 3.
- 3) Galat  $e_i^{(1)}$  dengan pembobot awal  $w_i^{(1)}$  pada langkah kedua digunakan dalam iterasi awal untuk menghitung koefisien regresi. Nilai  $w_i^{(1)}$  akan dijadikan matriks diagonal dengan ukuran  $n \times n$  dimana  $n = 24$  dengan  $w_i$  merupakan elemen diagonalnya kemudian dimasukkan ke dalam persamaan berikut:

$$\hat{\beta}_j^{(2)} = (X^T W X)^{-1} \hat{\beta} X^T W Y$$

- 4) Selanjutnya mengulang langkah 2 dan 3 untuk menghitung bobot baru  $w_i^{(2)}$  sampai mendapatkan  $\sum_{i=1}^n |e_i^{(m)}|$  konvergen yaitu selisih nilai  $\hat{\beta}_j^{(m)}$  dan  $\hat{\beta}_j^{(m+1)}$  mendekati 0 dengan m banyaknya iterasi.

Tabel 4.6 Hasil Parameter Regresi Robust Estimasi-MM

Iterasi	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$
Estimasi-S	-19896	5	363
Iterasi 1	-32061	6	592
Iterasi 2	-33773	5	624
Iterasi 3	-34170	5	632
Iterasi 4	-34270	5	633
Iterasi 5	-34296	5	634
Iterasi 6	-34303	5	634
Iterasi 7	-34304	5	634
Iterasi 8	-34305	5	634
Iterasi 9	-34305	5	634

Berdasarkan Tabel 4.6 terlihat bahwa selisih estimasi parameter pada iterasi ke-8 dan ke-9 sama dengan nol. Hal ini menunjukkan estimasi parameter telah konvergen, sehingga diperoleh model regresi *robust* dengan estimasi MM sebagai berikut:

$$\hat{Y} = -34305 + 5 X_1 + 634 X_2$$

**d. Koefisien Determinasi ( $R^2$ )**

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) digunakan untuk mengetahui tingkat signifikansi atau kesesuaian hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikat dalam model regresi yang dihasilkan. Berikut ini cara memperoleh nilai dari  $R^2$ . Hasil perhitungan disajikan pada Lampiran 13.

$$\begin{aligned}\sum x_1 y &= \sum X_1 Y - \frac{(\sum X_1)(\sum Y)}{n} \\ &= (5,092E + 10) - \frac{(295115)(1528413)}{24} = 3,213E + 10\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sum x_2 y &= \sum X_2 Y - \frac{(\sum X_2)(\sum Y)}{n} \\ &= (81281989) - \frac{(1244,77)(1528413)}{24} = 2010211,8\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sum y^2 &= \sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{n} \\ &= (2,728E + 11) - \frac{(1528413)^2}{24} = 1,754E + 11\end{aligned}$$

maka

$$\begin{aligned}R^2 &= \frac{b_1 \sum_{i=1}^n x_{1i} y_i + b_2 \sum_{i=1}^n x_{2i} y_i}{\sum_{i=1}^n y_i^2} \\ &= \frac{5(3,213E + 10) + 634(2010211,8)}{(1,754E + 11)} \\ R^2 &= \frac{(1,606E + 11) + (1,274E + 09)}{(1,754E + 11)} = 0,923\end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan maka diperoleh nilai  $R^2$  dari regresi robust estimasi MM sebesar  $0,923 = 92,3\%$ . Hal ini berarti pengaruh luas panen dan produktivitas terhadap produksi padi sebesar  $92,3\%$ , sisanya yaitu  $7,7\%$  dipengaruhi oleh variabel lain.

**e. Uji Signifikansi Parameter**

1) Uji Simultan (Uji F)

Uji simultan merupakan pengujian secara bersama semua parameter dalam model regresi.

i) Hipotesis

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = 0$$

(luas panen dan produktivitas tidak berpengaruh secara signifikan terhadap produksi jagung di Sulawesi Selatan tahun 2015).

$$H_1 : \beta_1 \neq \beta_2 \neq 0$$

(paling tidak ada salah satu luas panen atau produktivitas yang berpengaruh secara signifikan terhadap produksi jagung di Sulawesi Selatan tahun 2015).

ii) Taraf Signifikansi

$$\alpha = 0,05$$

iii) Statistik Uji

$$F_{hitung} = \frac{MSR}{MSE} = \frac{[\sum_{i=1}^n w_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2] / (k)}{[\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2] / (n - k - 1)}$$

$$F_{hitung} = \frac{(1,6615E + 11) / 2}{1248004757 / 21}$$

$$F_{hitung} = \frac{83077388126}{59428797,97}$$

$$F_{hitung} = 1397,93$$

iv) Kriteria Uji

Tolak  $H_0$  jika  $F_{hitung} > F_{(0,05;k;n-k-1)}$

v) Keputusan

$$F_{(0,05;2;21)} = 3,47$$

Karena  $F_{hitung} > F_{(0,05;k;n-k-1)}$  yaitu  $1397,93 > 3,47$  maka tolak  $H_0$ .

vi) Kesimpulan

Karena nilai  $F_{hitung}$  lebih besar dari  $F_{tabel}$ , maka  $H_0$  ditolak artinya paling tidak, ada salah satu luas panen atau produktivitas yang berpengaruh signifikan terhadap produksi jagung di Sulawesi Selatan tahun 2015.

2) Uji Parsial (Uji T)

Uji parsial parameter digunakan untuk mengetahui pengaruh masing-masing variabel prediktor terhadap variabel respon.

i) Hipotesis

$$H_0: \beta_j = 0 \quad :j = 1,2$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

ii) Taraf Signifikansi

$$\alpha = 0,05$$

## iii) Statistik Uji

$$t_{hitung(weighted)} = \frac{b_{j(weighted)}}{S(b_{j(weighted)})}$$

$$S^2(b_j) = (X'WX)^{-1}MSE$$

Tabel 4.7. Hasil Perhitungan  $S^2(b_j)$ 

	$S(b_0, b_0)$	$S(b_0, b_1)$	$S(b_0, b_2)$
$S(b_0, b_0)$	89050664	-20,6035	1635485
$S(b_1, b_0)$	-20,6035	0,011105	-1,94448
$S(b_2, b_0)$	-1635485	-1,94448	31454,22

$$t_{hitung} = \frac{b_j}{S(b_j)}$$

$$t_{hitung} = \frac{b_1}{\sqrt{0,011105}} = \frac{5}{0,10538} = 47,45$$

$$t_{hitung} = \frac{b_2}{\sqrt{31454,22}} = \frac{634}{177,3534} = 3,57$$

## iv) Kriteria Pengujian

$$H_0 \text{ ditolak jika } t_{hitung} > t_{tabel}$$

## v) Kesimpulan

Dari hasil statistik uji diperoleh bahwa nilai  $t_{hitung}$  lebih besar dari  $t_{tabel} = 2,07961$  maka  $H_0$  ditolak, artinya ada pengaruh luas panen dan produktivitas terhadap produksi jagung.

## B. Pembahasan

Pada penelitian sebelumnya, metode regresi *robust* telah digunakan oleh Elok Tri Kusuma Dewi (2015) dengan judul “Metode *Least Trimmed Square* (LTS) dan *MM-Estimation* Untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika Terdapat *Outlier*”. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui keefektifan regresi *robust* dengan metode LTS dan *MM-Estimation*. Data yang digunakan yakni 40 responden pasien dari Puskesmas Sekaran Kota Semarang yang terdiri dari pengaruh usia dan indeks massa tubuh terhadap tekanan darah sistolik. Pengidentifikasian pencilan menggunakan metode *DffTIS* dan *Cook's Distance*. Hasil yang diperoleh metode LTS lebih baik digunakan dibandingkan *MM-Estimation* karena memiliki nilai residual yang lebih kecil.

Pada penelitian lainnya, metode Regresi *Robust* telah digunakan oleh Rini Cahyandari (2012) dengan judul “Model Regresi Linear Berganda Menggunakan Penaksir Parameter Regresi *Robust M-Estimator*”. Dalam penelitian ini metode regresi *robust* dengan estimasi-M menggunakan fungsi pembobot Huber dan Tukey Bisquare yang digunakan untuk memprediksi produksi padi di Provinsi Jawa Barat tahun 2009 yang dipengaruhi oleh luas lahan dan luas irigasi teknis. Pada kasus produksi padi di Provinsi Jawa Barat dilakukan estimasi dengan metode kuadrat terkecil, karena terdapat pencilan maka dilakukan estimasi regresi *robust* dengan pembobot Huber dan Tukey bisquare. Dari hasil penelitian tersebut diperoleh bahwa model regresi *robust M-estimator* dengan pembobot Huber lebih baik dibanding Tukey bisquare karena memiliki nilai standard error yang lebih kecil dan  $R^2_{adjusted}$  yang lebih besar.

Arlinda Amalia Dewayanti (2013) dalam penelitiannya yang berjudul “Perbandingan Metode Estimasi M dan Estimasi MM pada Regresi *Robust*”. Pada penelitian ini membandingkan tingkat keakuratan dua metode regresi *robust* dalam mengatasi pencilan. Hasil dalam penelitian ini menunjukkan bahwa untuk data yang mengandung *outlier* estimasi parameter yang diperoleh pada metode regresi *robust* dengan metode M lebih baik digunakan dibandingkan dengan metode OLS. Sedangkan untuk data tanpa *outlier* estimasi parameter yang diperoleh dengan OLS lebih baik dibandingkan dengan metode estimasi M dan estimasi MM.

Pada penelitian ini mengenai Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data *Outlier* Menggunakan Estimasi *Method of Moment*. Data yang digunakan adalah data produksi jagung di Sulawesi Selatan. Berdasarkan hasil penelitian diketahui bahwa data yang meliputi 3 variabel yaitu luas lahan, produktivitas dan produksi jagung. Variabel residual dari data tersebut tidak berdistribusi normal. Hasil uji heterokedastisitas menunjukkan bahwa data mengalami heterokedastisitas pada variabel X1 (luas panen) dan tidak terjadi heterokedastisitas pada variabel X2 (produktivitas).

Hasil uji asumsi multikolinearitas menunjukkan bahwa data tidak mengalami multikolinearitas. Hal ini dilihat dari *output* VIF pada Tabel 4.3 terlihat bahwa semua nilai VIF kurang dari 10, karena data tidak mengalami multikolinearitas maka semua variabel prediktor masuk ke dalam model.



Setelah dilakukan pengujian asumsi dalam regresi berganda, selanjutnya akan dilakukan pengecekan adanya *outlier* pada data tersebut. Pengecekan *outlier* pada penelitian ini menggunakan metode DfFITS. Hasil pengecekan metode DfFITS ada 5 data yang terlihat terdeteksi *outlier*. Batas penentuan berdasarkan DfFITS adalah data yang nilainya lebih dari 0,707 akan dikategorikan data *outlier*. Berdasarkan Lampiran 2 terlihat data DfFITS > 0,707 dan menjadi *outlier* adalah data ke-1, 2, 4, 11 dan 13. Dengan nilai DfFITS data ke-1 = 0,7982, data ke-2 = 1,0482, data ke 4 = 0,8077, data ke-11 = 0,9666 dan data ke-13 = 2,1162. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis regresi menggunakan metode robust estimasi MM untuk data yang mengandung *outlier*.

Pada metode regresi robust estimasi MM dihasilkan model regresi  $\hat{Y} = -34305 + 5X_1 + 634X_2$ . Persamaan tersebut diperoleh dari beberapa iterasi yaitu sebanyak 9 iterasi. Nilai  $R^2$  didapatkan yaitu 0,923, hal ini berarti model regresi pada metode estimasi MM memberikan semua informasi yang dibutuhkan untuk memprediksi variabel *dependen*. Berdasarkan uji signifikansi pada model diperoleh bahwa terdapat pengaruh yang signifikan antara variabel luas panen dan produktivitas terhadap produksi jagung di Sulawesi Selatan.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **A. Simpulan**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dan berdasarkan penjelasan yang diberikan, maka dapat diambil beberapa simpulan berikut:

- 1) Penyelesaian estimasi parameter  $\beta$  regresi robust metode estimasi MM yaitu

$$\beta = (X'WX)^{-1}(X'WY)$$

- 2) Pengecekan outlier pada penelitian ini menggunakan metode DfFITS. Model regresi robust terbaik dengan adanya data outlier dengan menggunakan metode estimasi MM yaitu:

$$\hat{y} = -34305 + 5 X_1 + 634 X_2$$

#### **B. Saran**

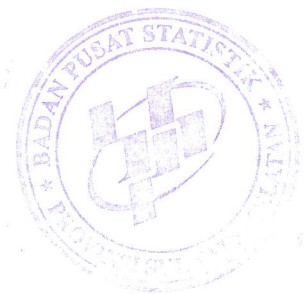
Pada penelitian ini hanya mengkaji metode Estimasi MM dalam regresi robust, sehingga ada baiknya dilakukan pengujian untuk mengatasi data outlier dengan menggunakan metode lain yang ada pada regresi robust ataupun melakukan pendekatan yang lain untuk mengatasi data pencilan. Perhitungan estimasi parameter dalam penelitian ini menggunakan *software* SPSS dan Matlab, diharapkan penelitian selanjutnya menggunakan *software* yang lain

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, M. S, Maftukhah, L. 2007. Optimasi Kekuatan Tourqe pada Lampu TL. *Jurnal Ilmiah Sains dan Teknologi*. Vol.6, No.3, 218-229
- Ardiyanti, H. 2011. Perbandingan Keefektifan Metode Regresi Robust Estimasi-M dan Estimasi-MM karena pengaruh *outlier* dalam analisis regresi linear (Contoh Kasus Data Produksi Padi di Jawa Tengah Tahun 2007). *Skripsi*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
- Cahyandari, R. 2012. Model Regresi Linear Berganda Menggunakan Penaksiran Parameter Regresi *Robust M-Estimator* (Studi Kasus: Produksi Padi di Provinsi Jawa Barat Tahun 2009). *Jurnal Edisi Juli 2012 Vol. VI No. 1-2*, ISSN 1979-8911.
- Candraningtyas, S., Diah, S., Dwi, I. 2013. Regresi *Robust MM-Estimator* untuk Penanganan Pencilan Pada Regresi Linear Berganda. *Jurnal Gaussian*, Vol.2 No.4, 395-404. Universitas Diponegoro, Semarang.
- Candrawati, E. D., Eni, S. 2013. Perbandingan Penduga *Method of Moment* (MM) dan *Least Trimmed Square* (LTS) dalam Regresi *Robust* Linear Berganda. *Jurnal*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya, Malang.
- Chen, C. 2002. *Robust Regression and Outlier Detection with the ROBUSTREG Procedure*. SAS Institute Inc: Cary N *Detection*. Canada: John Wiley and Sons, Inc.
- Daniyah, H. 2013. Pengaruh Dana Pihak Ketiga dan Perfoming Loan Penyaluran Kredit (PT. Bank ICB Bumiputera., Tbk). *Skripsi*. Universitas Pendidikan Indonesia.
- Dewayanti, A. A., Edy, W. 2016. Perbandingan Metode Estimasi M dan Estimasi MM (*Method of Moment*) pada Regresi *Robust*. *Jurnal Prossiding. Konferensi Nasional Penelitian Matematika dan Pembelajaran (KNPMP I)* Universitas Muhammadiyah Surakarta, ISSN: 2502-6526.
- Dewi, E. T. K. 2015. Metode *Least Trimmed Square* dan *MM-Estimation* Untuk Mengestimasi Parameter Regresi Ketika Terdapat *Outlier*. *Skripsi*. Universitas Negeri Semarang.
- Gujarati, D. N. 2004. *Basic Econometrics. 4th Ed*. New York: McGraw-Hill.
- Hampel. 1986. *Multivariate aregression S-estimation for Robust Estimation and Inference*. Ghent University
- Irfagutami, Nia., Srinadi., Sumarjaya. 2014. Perbandingan Regresi Robust Penduga MM dengan Metode Random Sample Consensus dalam Menangani Pencilan. *E-Jurnal Matematika*, Vol.3, No.2, 45-52, Universitas Udayana, Bali.

- Kleinbum, D., Kupper, L., Nizam, A., & Keith, M. 2008. *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods*. USA: Thomson.
- Montgomery, D. C., Peck E. A.. 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis*. New York: John Wiley & Sons Inc
- Nurdin., Nurmiati. Penggunaan Regresi Robust Pada Data yang Mengandung Pencilan dengan Metode Momen. *Skripsi*. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin, Makassar.
- Olive, D.J. 2005. *Applied Robust Statistics*. Carbondale: Southern Illinois University.
- Paludi, S. 2009. Identifikasi dan Pengaruh Keberadaan Data Pencilan (*Outlier*) (Studi Kasus Jumlah Kunjungan Wisma dan Pengunjung Asing ke Indonesia Melalui Pintu Masuk Makasar Antara Bulan Januari 2007 s.d. Juli 2008). *Jurnal.Majalah Ilmiah Panorama Nusantara*, edisi VI, Januari-Juni 2009.
- Romdi., Sri, W., Desi, Y. 2015. Regresi Robust Linear Sederhana dengan Menggunakan Estimasi MM (Method of Moment). *Jurnal EKSPONENSIAL*. Vol.6, No.2, ISSN 2085-7829. Universitas Mulawarman.
- Rousseeuw, P. J., Leroy A. M. 1987. *Robust Regression and Outlier Detection*. Canada: John Wiley and Sons, Inc.
- Sheskin, D. J. 2004. *Handbook of Parametric and Nonparametric Statistical Procedure, third Edition*. Florida: Chapman & Hall/ CRC Press.
- Soemartini. 2007. *Outlier (Pencilan)*. Jatinangor: Penerbit Universitas Padjajaran Bandung.
- Suyanti. 2014. Deteksi *Outlier* Menggunakan Diagnosa Regresi Berbasis Estimator Parameter Robust. *UNNES Journal of Mathematics*, Universitas Negeri Semarang, Semarang.
- Trijono, R. 2015. *Metode Penelitian Kuantitatif*. Depok Timur: Penerbit Papas Sinar Sinarti.
- Wilcox, R. R. 2005. *Introduction to Robust estimation and Hypothesis*. San Diego: Academic Press.

# LAMPIRAN



## Lampiran 1

### Luas Panen, Produksi, dan Produktivitas Jagung Menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan, 2015

Kabupaten/Kota		Jagung		
		Luas Panen (ha)	Provitas (Kw/Ha)	Produksi (ton)
1	Kep. Selayar	2648	32,33	8562
2	Bulukumba	26642	38,59	102824
3	Bantaeng	23988	57,91	138915
4	Jeneponto	47955	56,53	271074
5	Takalar	3923	45,92	18015
6	Gowa	41445	54,07	224079
7	Sinjai	3217	41,47	13340
8	Maros	1256	43,66	5483
9	Pangkep	684	52,10	3564
10	Barru	496	54,06	2682
11	Bone	51657	56,33	290960
12	Soppeng	10546	39,00	41127
13	Wajo	34188	39,01	133369
14	Sidrap	10834	54,12	58634
15	Pinrang	12479	66,65	83169
16	Enrekang	8196	54,42	44604
17	Luwu	2232	46,63	10408
18	Tana Toraja	854	59,71	5099
19	Luwu Utara	6392	56,80	36309
20	Luwu Timur	3596	68,84	24755
21	Toraja Utara	715	63,81	4562
22	Makassar	9	49,77	45
23	Pare-pare	450	46,60	2097
24	Palopo	713	66,44	4737

Sumber: Badan Pusat Statistik Prov. Sulawesi Selatan

## Lampiran 2

### Deteksi *outlier* dengan DfFITS pada Data Produksi Tanaman Jagung di Sulawesi Selatan

Obs	Nilai DfFITS	<i>cutoff</i>	DfFITS
1	0,7982	0,707	<b>0,7982</b>
2	-1,0482	0,707	<b>1,0482</b>
3	0,1879	0,707	0,1879
4	0,8077	0,707	<b>0,8077</b>
5	0,1042	0,707	0,1042
6	0,1543	0,707	0,1543
7	0,2341	0,707	0,2341
8	0,2299	0,707	0,2299
9	0,0282	0,707	0,0282
10	-0,0111	0,707	0,0111
11	0,9666	0,707	<b>0,9666</b>
12	-0,0276	0,707	0,0276
13	-2,1162	0,707	<b>2,1162</b>
14	0,0097	0,707	0,0097
15	0,1527	0,707	0,1527
16	0,0041	0,707	0,0041
17	0,1218	0,707	0,1218
18	-0,1474	0,707	0,1474
19	-0,0166	0,707	0,0166
20	-0,3980	0,707	0,3980
21	-0,3120	0,707	0,3120
22	0,0825	0,707	0,0825
23	0,1577	0,707	0,1577
24	-0,4588	0,707	0,4588

### Lampiran 3

#### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Pertama

$i$	$\hat{y}^1$	$e_i^{(1)} = y_i - \hat{y}_i^{(1)}$	$u_i^{(1)} = \frac{e_i^{(1)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(1)}$
1	6682	1880	0,1374	0,9983
2	143198	-40374	-2,9502	0,3642
3	135380	3535	0,2583	0,9939
4	268964	2110	0,1542	0,9978
5	18760	-709	-0,0518	0,9998
6	231648	-7569	-0,5531	0,9723
7	13191	149	0,0109	1,0000
8	3017	2466	0,1802	0,9970
9	2888	676	0,0494	0,9998
10	2549	133	0,0097	1,0000
11	289603	1357	0,0992	0,9991
12	53296	-12169	-0,8892	0,9293
13	185568	-52199	-3,8143	0,1137
14	60408	-1774	-0,1297	0,9985
15	74171	8998	0,6575	0,9610
16	45759	-1155	-0,0844	0,9994
17	9558	850	0,0621	0,9996
18	6608	-1509	-0,1103	0,9989
19	36532	-223	-0,0163	1,0000
20	25270	-515	-0,0377	0,9999
21	7322	-2760	-0,2017	0,9963
22	-1736	1781	0,1302	0,9985
23	-423	2520	0,1841	0,9969
24	8268	-3531	-0,2580	0,9939



#### Lampiran 4

##### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Kedua

$i$	$\hat{y}^2$	$e_i^{(2)} = y_i - \hat{y}_i^{(2)}$	$u_i^{(2)} = \frac{e_i^{(2)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(2)}$
1	1642	6920	0,5570	0,9719
2	137422	-34598	-2,7848	0,4182
3	134243	4672	0,3761	0,9872
4	265354	5720	0,4604	0,9808
5	16701	1350	0,1087	0,9989
6	228064	-3985	-0,3207	0,9906
7	10182	3158	0,2542	0,9941
8	683	4800	0,3864	0,9864
9	2528	1036	0,0834	0,9994
10	2652	30	0,0024	1,0000
11	285613	5347	0,4304	0,9832
12	49063	-7936	-0,6388	0,9632
13	179207	-45838	-3,6895	0,1443
14	59594	-960	-0,0773	0,9995
15	76062	7107	0,5721	0,9704
16	45250	-646	-0,0520	0,9998
17	7813	2595	0,2089	0,9960
18	7966	-2867	-0,2307	0,9952
19	36728	-419	-0,0337	0,9999
20	28461	-3706	-0,2983	0,9919
21	9626	-5064	-0,4076	0,9849
22	-2566	2611	0,2102	0,9960
23	-2014	4111	0,3309	0,9900
24	11171	-6434	-0,5179	0,9757

## Lampiran 5

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Ketiga

$i$	$\hat{y}^3$	$e_i^{(3)} = y_i - \hat{y}_i^{(3)}$	$u_i^{(3)} = \frac{e_i^{(3)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(3)}$
1	937	7625	0,6213	0,9651
2	136558	-33734	-2,7488	0,4300
3	134045	4870	0,3969	0,9857
4	264750	6324	0,5153	0,9760
5	16416	1635	0,1332	0,9984
6	227478	-3399	-0,2770	0,9930
7	9764	3576	0,2914	0,9923
8	366	5117	0,4170	0,9842
9	2492	1072	0,0873	0,9993
10	2683	-1	-0,0001	1,0000
11	284947	6013	0,4899	0,9782
12	48455	-7328	-0,5971	0,9678
13	178244	-44875	-3,6565	0,1528
14	59471	-837	-0,0682	0,9996
15	76320	6849	0,5581	0,9718
16	45177	-573	-0,0467	0,9998
17	7577	2831	0,2307	0,9952
18	8174	-3075	-0,2506	0,9943
19	36759	-450	-0,0367	0,9999
20	28924	-4169	-0,3397	0,9895
21	9970	-5408	-0,4406	0,9824
22	-2667	2712	0,2210	0,9956
23	-2224	4321	0,3521	0,9887
24	11600	-6863	-0,5592	0,9717

## Lampiran 6

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Keempat

$i$	$\hat{y}^4$	$e_i^{(4)} = y_i - \hat{y}_i^{(4)}$	$u_i^{(4)} = \frac{e_i^{(4)}}{\hat{\sigma}_e}$	$w_i^{(4)}$
1	774	7788	0,6364	0,9634
2	136353	-33529	-2,7398	0,4330
3	133996	4919	0,4020	0,9853
4	264602	6472	0,5289	0,9747
5	16351	1700	0,1389	0,9982
6	227336	-3257	-0,2661	0,9936
7	9668	3672	0,3001	0,9918
8	293	5190	0,4241	0,9837
9	2486	1078	0,0881	0,9993
10	2692	-10	-0,0008	1,0000
11	284784	6176	0,5047	0,9769
12	48313	-7186	-0,5872	0,9688
13	178014	-44645	-3,6481	0,1550
14	59442	-808	-0,0660	0,9996
15	76380	6789	0,5548	0,9722
16	45160	-556	-0,0454	0,9998
17	7523	2885	0,2357	0,9949
18	8224	-3125	-0,2554	0,9941
19	36767	-458	-0,0374	0,9999
20	29033	-4278	-0,3495	0,9889
21	10051	-5489	-0,4485	0,9818
22	-2689	2734	0,2234	0,9955
23	-2271	4368	0,3570	0,9884
24	11701	-6964	-0,5691	0,9707

## Lampiran 7

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Kelima

$i$	$\hat{y}^5$	$e_i^{(5)} = y_i - \hat{y}_i^{(5)}$	$u_i^{(5)} = \frac{e_i^{(5)}}{\hat{\sigma}_\epsilon}$	$w_i^{(5)}$
1	733	7829	0,6402	0,9630
2	136301	-33477	-2,7375	0,4337
3	133983	4932	0,4033	0,9852
4	264564	6510	0,5323	0,9743
5	16335	1716	0,1403	0,9982
6	227299	-3220	-0,2633	0,9937
7	9644	3696	0,3022	0,9917
8	275	5208	0,4258	0,9835
9	2484	1080	0,0883	0,9993
10	2695	-13	-0,0010	1,0000
11	284742	6218	0,5084	0,9766
12	48277	-7150	-0,5847	0,9691
13	177956	-44587	-3,6459	0,1555
14	59435	-801	-0,0655	0,9996
15	76395	6774	0,5539	0,9722
16	45156	-552	-0,0451	0,9998
17	7510	2898	0,2370	0,9949
18	8237	-3138	-0,2566	0,9940
19	36769	-460	-0,0376	0,9999
20	29060	-4305	-0,3520	0,9887
21	10072	-5510	-0,4506	0,9816
22	-2694	2739	0,2240	0,9954
23	-2283	4380	0,3582	0,9883
24	11727	-6990	-0,5716	0,9705

## Lampiran 8

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Keenam

$i$	$\hat{y}^6$	$e_i^{(6)} = y_i - \hat{y}_i^{(6)}$	$u_i^{(6)} = \frac{e_i^{(6)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(6)}$
1	722	7840	0,6412	0,9629
2	136288	-33464	-2,7369	0,4339
3	133980	4935	0,4036	0,9852
4	264554	6520	0,5332	0,9743
5	16331	1720	0,1407	0,9982
6	227290	-3211	-0,2626	0,9937
7	9637	3703	0,3028	0,9917
8	271	5212	0,4263	0,9835
9	2484	1080	0,0883	0,9993
10	2695	-13	-0,0011	1,0000
11	284731	6229	0,5094	0,9765
12	48268	-7141	-0,5840	0,9692
13	177941	-44572	-3,6453	0,1557
14	59433	-799	-0,0653	0,9996
15	76398	6771	0,5537	0,9723
16	45155	-551	-0,0450	0,9998
17	7506	2902	0,2373	0,9949
18	8241	-3142	-0,2569	0,9940
19	36769	-460	-0,0377	0,9999
20	29067	-4312	-0,3527	0,9887
21	10077	-5515	-0,4511	0,9815
22	-2695	2740	0,2241	0,9954
23	-2286	4383	0,3585	0,9883
24	11734	-6997	-0,5722	0,9704

## Lampiran 9

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Ketujuh

$i$	$\hat{y}^7$	$e_i^{(7)} = y_i - \hat{y}_i^{(7)}$	$u_i^{(7)} = \frac{e_i^{(7)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(7)}$
1	720	7842	0,6414	0,9629
2	136285	-33461	-2,7367	0,4340
3	133979	4936	0,4037	0,9852
4	264552	6522	0,5335	0,9742
5	16330	1721	0,1408	0,9982
6	227288	-3209	-0,2624	0,9937
7	9636	3704	0,3030	0,9917
8	269	5214	0,4264	0,9835
9	2484	1080	0,0884	0,9993
10	2695	-13	-0,0011	1,0000
11	284728	6232	0,5097	0,9765
12	48266	-7139	-0,5839	0,9692
13	177937	-44568	-3,6452	0,1557
14	59432	-798	-0,0653	0,9996
15	76399	6770	0,5537	0,9723
16	45155	-551	-0,0450	0,9998
17	7505	2903	0,2374	0,9949
18	8241	-3142	-0,2570	0,9940
19	36770	-461	-0,0377	0,9999
20	29069	-4314	-0,3528	0,9887
21	10079	-5517	-0,4512	0,9815
22	-2696	2741	0,2242	0,9954
23	-2287	4384	0,3586	0,9883
24	11735	-6998	-0,5724	0,9704

## Lampiran 10

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Kedelapan

$i$	$\hat{y}^8$	$e_i^{(8)} = y_i - \hat{y}_i^{(8)}$	$u_i^{(8)} = \frac{e_i^{(8)}}{\hat{\sigma}_s}$	$w_i^{(8)}$
1	719	7843	0,6415	0,9629
2	136284	-33460	-2,7367	0,4340
3	133979	4936	0,4037	0,9852
4	264551	6523	0,5335	0,9742
5	16329	1722	0,1408	0,9982
6	227287	-3208	-0,2624	0,9937
7	9635	3705	0,3030	0,9917
8	269	5214	0,4265	0,9835
9	2484	1080	0,0884	0,9993
10	2695	-13	-0,0011	1,0000
11	284728	6232	0,5097	0,9765
12	48265	-7138	-0,5838	0,9692
13	177936	-44567	-3,6451	0,1557
14	59432	-798	-0,0653	0,9996
15	76400	6769	0,5537	0,9723
16	45154	-550	-0,0450	0,9998
17	7505	2903	0,2374	0,9949
18	8242	-3143	-0,2570	0,9940
19	36770	-461	-0,0377	0,9999
20	29069	-4314	-0,3529	0,9887
21	10079	-5517	-0,4512	0,9815
22	-2696	2741	0,2242	0,9954
23	-2287	4384	0,3586	0,9883
24	11736	-6999	-0,5724	0,9704

## Lampiran 11

### Hasil Perhitungan Nilai Estimasi, Nilai Residual dan Nilai Pembobot untuk Iterasi Kesembilan

$i$	$\hat{y}^9$	$e_i^{(9)} = y_i - \hat{y}_i^{(9)}$	$u_i^{(9)} = \frac{e_i^{(9)}}{\hat{\sigma}_\epsilon}$	$w_i^{(9)}$
1	719	7843	0,6415	0,9629
2	136284	-33460	-2,7367	0,4340
3	133979	4936	0,4037	0,9852
4	264551	6523	0,5335	0,9742
5	16329	1722	0,1408	0,9982
6	227287	-3208	-0,2624	0,9937
7	9635	3705	0,3030	0,9917
8	269	5214	0,4265	0,9835
9	2484	1080	0,0884	0,9993
10	2695	-13	-0,0011	1,0000
11	284728	6232	0,5098	0,9765
12	48265	-7138	-0,5838	0,9692
13	177936	-44567	-3,6451	0,1557
14	59432	-798	-0,0653	0,9996
15	76400	6769	0,5537	0,9723
16	45154	-550	-0,0450	0,9998
17	7505	2903	0,2374	0,9949
18	8242	-3143	-0,2570	0,9940
19	36770	-461	-0,0377	0,9999
20	29070	-4315	-0,3529	0,9887
21	10079	-5517	-0,4512	0,9815
22	-2696	2741	0,2242	0,9954
23	-2287	4384	0,3586	0,9883
24	11736	-6999	-0,5724	0,9704



## Lampiran 12

Tabel Durbin Watson  $\alpha = 5\%$

obs.	k'=1		k'=2		k'=3		k'=4		k'=5	
N	dL	du	dL	du	dL	du	dL	du	dL	du
6	0,610	1,400	-	-	-	-	-	-	-	-
7	0,700	1,356	0,467	1,896	-	-	-	-	-	-
8	0,763	1,332	0,559	1,777	0,368	2,287	-	-	-	-
9	0,724	1,320	0,629	1,699	0,455	2,128	0,296	2,588	-	-
10	0,879	1,320	0,697	1,641	0,525	2,016	0,376	1,414	0,243	2,822
11	0,927	1,324	0,658	1,604	0,595	1,928	0,444	2,283	0,316	2,645
12	0,971	1,331	0,812	1,579	0,658	1,864	0,512	2,177	0,379	2,506
13	1,010	1,340	0,861	1,562	0,715	1,816	0,574	1,094	0,445	2,390
14	1,045	1,350	0,905	1,551	0,767	1,779	0,632	2,030	0,505	2,296
15	1,077	1,361	0,946	1,543	0,814	1,750	0,685	1,977	0,562	2,220
16	1,106	1,371	0,982	1,539	0,857	1,728	0,734	1,935	0,615	2,157
17	1,133	1,381	1,015	1,536	0,897	1,710	0,779	1,900	0,664	2,104
18	1,158	1,391	1,046	1,535	0,933	1,696	0,820	1,872	0,710	2,060
19	1,180	1,401	1,074	1,536	0,967	1,685	0,859	1,848	0,752	2,023
20	1,201	1,411	1,100	1,537	0,998	1,676	0,894	1,828	0,792	1,991
21	1,221	1,420	1,125	1,538	1,026	1,669	0,927	1,812	0,829	1,964
22	1,239	1,429	1,147	1,541	1,053	1,664	0,958	1,797	0,863	1,940
23	1,257	1,437	1,168	1,543	1,078	1,660	0,986	1,785	0,895	1,920
24	1,273	1,446	1,188	1,546	1,101	1,656	1,013	1,775	0,925	1,902
25	1,288	1,454	1,206	1,550	1,123	1,654	1,038	1,767	0,953	1,886
26	1,302	1,461	1,224	1,553	1,143	1,652	1,062	1,759	0,979	1,873
27	1,316	1,469	1,240	1,556	1,162	1,651	1,084	1,753	1,004	1,861
28	1,328	1,476	1,255	1,560	1,181	1,650	1,104	1,747	1,028	1,850
29	1,341	1,483	1,270	1,563	1,198	1,650	1,124	1,743	1,050	1,841
30	1,352	1,489	1,284	1,567	1,214	1,650	1,143	1,739	1,071	1,833
31	1,363	1,496	1,297	1,570	1,229	1,650	1,160	1,735	1,090	1,825

32	1,373	1,502	1,309	1,574	1,244	1,650	1,177	1,732	1,109	1,819
33	1,383	1,508	1,321	1,577	1,258	1,651	1,193	1,730	1,127	1,813
34	1,993	1,514	1,333	1,580	1,271	1,652	1,208	1,728	1,144	1,808
35	1,402	1,519	1,343	1,584	1,283	1,653	1,222	1,726	1,160	1,803
36	1,411	1,525	1,354	1,587	1,295	1,654	1,236	1,724	1,175	1,799
37	1,419	1,530	1,364	1,590	1,307	1,655	1,249	1,723	1,190	1,795
38	1,427	1,535	1,373	1,594	1,318	1,656	1,261	1,722	1,204	1,792
39	1,435	1,540	1,382	1,597	1,328	1,658	1,273	1,722	1,218	1,789
40	1,442	1,544	1,391	1,600	1,338	1,659	1,285	1,721	1,230	1,786

---

### Lampiran 13

No	X1	X2	Y	X1Y	X2Y	X1^2	X2^2	Yi^2	X1X2
1	2648	32,33	8562	22672176	276809,5	7011904	1045,229	73307844	85609,84
2	26642	38,59	102824	2,74E+09	3967978	7,1E+08	1489,188	1,06E+10	1028115
3	23988	57,91	138915	3,33E+09	8044568	5,75E+08	3353,568	1,93E+10	1389145
4	47955	56,53	271074	1,3E+10	15323813	2,3E+09	3195,641	7,35E+10	2710896
5	3923	45,92	18015	70672845	827248,8	15389929	2108,646	3,25E+08	180144,2
6	41445	54,07	224079	9,29E+09	12115952	1,72E+09	2923,565	5,02E+10	2240931
7	3217	41,47	13340	42914780	553209,8	10349089	1719,761	1,78E+08	133409
8	1256	43,66	5483	6886648	239387,8	1577536	1906,196	30063289	54836,96
9	684	52,10	3564	2437776	185684,4	467856	2714,41	12702096	35636,4
10	496	54,06	2682	1330272	144988,9	246016	2922,484	7193124	26813,76
11	51657	56,33	290960	1,5E+10	16389777	2,67E+09	3173,069	8,47E+10	2909839
12	10546	39,00	41127	4,34E+08	1603953	1,11E+08	1521	1,69E+09	411294
13	34188	39,01	133369	4,56E+09	5202725	1,17E+09	1521,78	1,78E+10	1333674
14	10834	54,12	58634	6,35E+08	3173272	1,17E+08	2928,974	3,44E+09	586336,1
15	12479	66,65	83169	1,04E+09	5543214	1,56E+08	4442,223	6,92E+09	831725,4
16	8196	54,42	44604	3,66E+08	2427350	67174416	2961,536	1,99E+09	446026,3
17	2232	46,63	10408	23230656	485325	4981824	2174,357	1,08E+08	104078,2
18	854	59,71	5099	4354546	304461,3	729316	3565,284	25999801	50992,34
19	6392	56,80	36309	2,32E+08	2062351	40857664	3226,24	1,32E+09	363065,6
20	3596	68,84	24755	89018980	1704134	12931216	4738,946	6,13E+08	247548,6
21	715	63,81	4562	3261830	291101,2	511225	4071,716	20811844	45624,15
22	9	49,77	45	405	2239,65	81	2477,053	2025	447,93
23	450	46,60	2097	943650	97720,2	202500	2171,56	4397409	20970
24	713	66,44	4737	3377481	314726,3	508369	4414,274	22439169	47371,72
Jumlah	295115	1244,77	1528413	5,09E+10	81281989	9,69E+09	66766,7	2,73E+11	15284530



UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

**VALIDASI RUNNING PROGRAM**

No: 69/PKADP.Mat.UNM/S1/XI/2017

Hasil dari program berikut telah dijalankan di depan tim validator dan hasilnya dilampirkan.

Yang mengajukan validasi ini adalah

Nama : Nurfadillah S

NIM : 1311142003

Judul Skripsi : Estimasi Parameter Regresi Linear Pada Kasus Data Outlier  
Menggunakan Metode Estimasi Method of Moment

Hasil validasi sah bila distempel dan pada kertas ber-kop PKADP Jurusan Matematika FMIPA UNM.

Demikian surat validasi *running program* ini dibuat dan dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Makassar, 14 November 2017

Mengetahui,

Tim Validator



**Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D.**  
NIP. 19700409 199702 2 001

Asisten Validator

**Amni Rasvidah**  
NIM.1511141007



## HASIL VALIDASI

### A. Pengolahan Data yang Dilakukan dengan *Software* SPSS

#### Data Produksi Jagung di Sulawesi Selatan

Y : Produksi Jagung

X1 : Luas Panen

X2 : Produktivitas



No	Kabupaten	X1	X2	Y
1	Kep. Selayar	2648	32,33	8562
2	Bulukumba	26642	38,59	102824
3	Bantaeng	23988	57,91	138915
4	Jeneponto	47955	56,53	271074
5	Takalar	3923	45,92	18015
6	Gowa	41445	54,07	224079
7	Sinjai	3217	41,47	13340
8	Maros	1256	43,66	5483
9	Pangkep	684	52,10	3564
10	Barru	496	54,06	2682
11	Bone	51657	56,33	290960
12	Soppeng	10546	39,00	41127
13	Wajo	34188	39,01	133369
14	Sidrap	10834	54,12	58634
15	Pinrang	12479	66,65	83169
16	Enrekang	8196	54,42	44604
17	Luwu	2232	46,63	10408
18	Tana Toraja	854	59,71	5099
19	Luwu Utara	6392	56,80	36309
20	Luwu Timur	3596	68,84	24755
21	Toraja Utara	715	63,81	4562





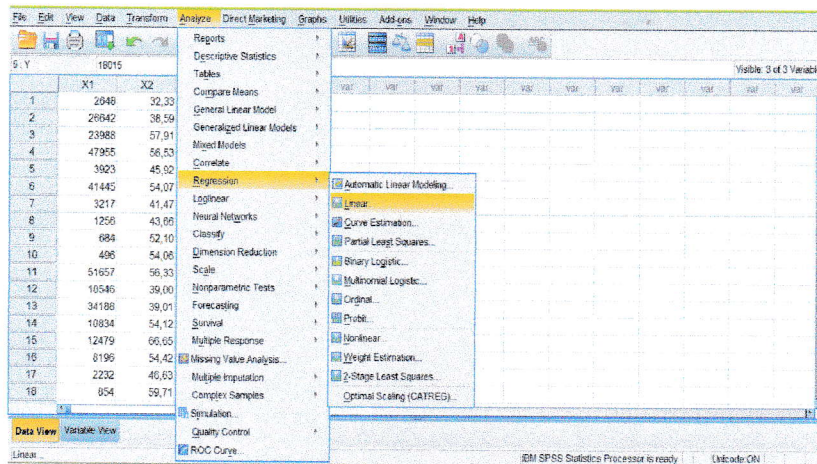
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamaths@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

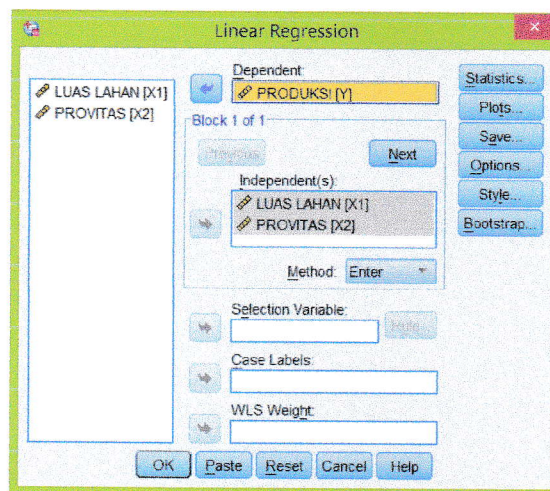
22	Makassar	9	49,77	45
23	Pare-pare	450	46,60	2097
24	Palopo	713	66,44	4737

### Tampilan Uji Heterokedastisitas

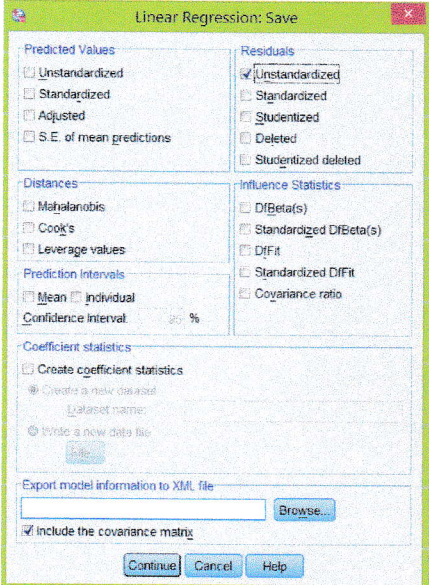
1. Klik *Analyze* → *Regression* → *Linear*

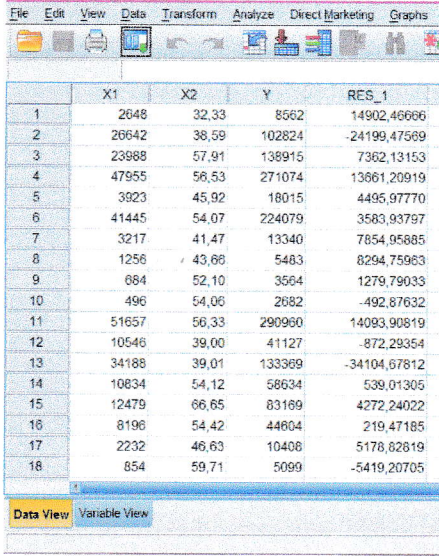


2. Klik variabel terikat → pindahkan ke kotak *dependent*.
3. Klik variabel bebas → pindahkan ke kotak *independent(s)*.



4. Klik tombol *save*, ceklis *unstandardized* pada kolom *residuals* maka akan muncul variabel baru RES\_1.





	X1	X2	Y	RES_1
1	2048	32,33	8562	14902,46066
2	26642	38,59	102824	-24199,47569
3	23988	57,91	138915	7362,13153
4	47955	56,53	271074	13661,20919
5	3923	45,92	18015	4495,97770
6	41445	54,07	224079	3583,93797
7	3217	41,47	13340	7854,95885
8	1256	43,66	5483	8294,75963
9	884	52,10	3564	1279,79033
10	496	54,06	2682	-492,87632
11	51657	56,33	290960	14093,90819
12	10546	39,00	41127	-872,29354
13	34188	39,01	133369	-34104,67812
14	10834	54,12	58634	539,01305
15	12479	66,65	83169	4272,24022
16	8196	54,42	44604	219,47185
17	2232	46,63	10408	5178,62819
18	654	59,71	5099	-5419,20705



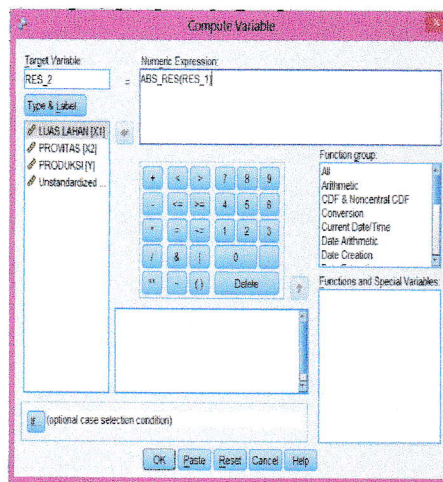
5. Selanjutnya membuat variabel baru RES\_2, pilih *transform* → *compute variable*, pada kotak *Target Variable* isi dengan RES\_2. Pada kotak *Numeric Expression* ketikkan rumus  $ABS\_RES(RES\_1)$  dan klik *Ok* maka akan muncul variabel RES\_2





**UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**JURUSAN MATEMATIKA**  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
 Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840880



	X1	X2	Y	RES_1	RES_2
1	2648	32,33	8562	14902,46666	14902,47
2	26842	38,59	102824	-24199,47569	24199,48
3	23988	57,91	138915	7362,13153	7362,13
4	47955	56,53	271074	13661,20919	13661,21
5	3923	45,92	18015	4495,97770	4495,98
6	41445	54,07	224079	3583,93797	3583,94
7	3217	41,47	13340	7854,95885	7854,96
8	1256	43,66	5483	8294,75963	8294,76
9	684	52,10	3564	1279,79033	1279,79
10	496	54,06	2682	-492,87632	492,88
11	51857	56,33	290980	14093,90819	14093,91
12	10546	39,00	41127	-872,29354	872,29
13	34188	39,01	133369	-34104,67812	34104,68
14	10834	54,12	58634	539,01305	539,01
15	12479	66,65	83169	4272,24022	4272,24
16	8196	54,42	44604	219,47165	219,47
17	2232	46,63	10408	5178,82819	5178,83
18	854	59,71	5099	-5419,20705	5419,21

## Output Hasil Uji Heterokedastisitas

**Variables Entered/Removed<sup>a</sup>**

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	PRODUKTIVITAS, LUAS LAHAN <sup>b</sup>		Enter

a. Dependent Variable: RES\_2

b. All requested variables entered.



**Model Summary**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,567 <sup>a</sup>	,322	,257	6912,67359

a. Predictors: (Constant), PROVITAS, LUAS LAHAN

**ANOVA<sup>a</sup>**

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	475598658,575	2	237799329,288	4,976	,017 <sup>b</sup>
	Residual	1003486179,283	21	47785056,156		



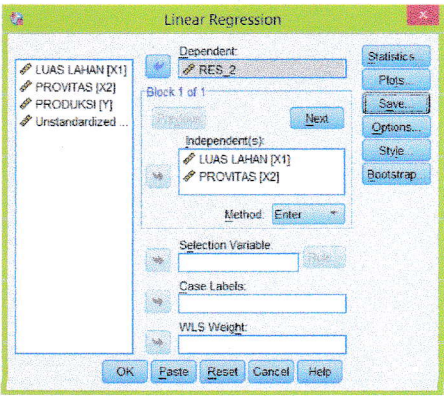
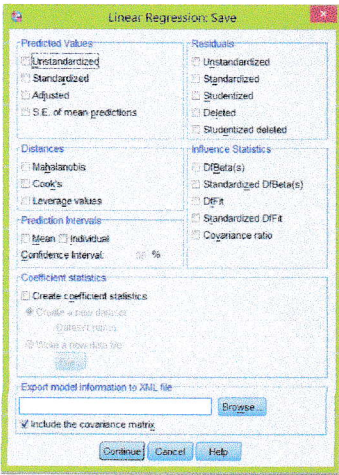
- a. Dependent Variable: RES\_2
- b. Predictors: (Constant), PRODUKTIVITAS, LUAS LAHAN

Coefficients <sup>a</sup>					
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	18721,824	7845,359		2,386
	LUAS LAHAN	,230	,089	,466	2,595
	PRODUKTIVITAS	-261,870	147,175	-,320	-1,779

a. Dependent Variable: RES\_2

**Tampilan Uji Autokorelasi dan Uji Multikolinearitas**

6. Selanjutnya klik *Analyze* → *Regression* → *Linear*, kemudian akan muncul kotak dialog *Linear Regression*, lalu keluarkan dulu variable produksi (Y) yang terdapat pada *Dependent* dan ganti dengan variable RES\_2, lalu klik *save*. Kemudian muncul kotak *Linear Regression Save* dan hilangkan centang *Unstandardized* pada kotak residual.

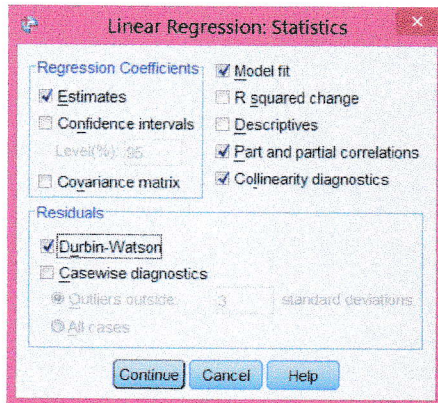




**UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**JURUSAN MATEMATIKA**  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
 Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telephone: +62 411 840860

7. Langkah selanjutnya klik *Analyze* → *Regression* → *Linear*, keluarkan variabel RES\_2 dan masukkan kembali variabel produksi (Y) → statistic, centang *part and partial correlations, collinearity dignostics* dan *durbin watson*



**Output Hasil Uji Autokorelasi**

**Variables Entered/Removed<sup>a</sup>**

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	PRODUKTIVITAS, LUAS LAHAN <sup>b</sup>		Enter

- a. Dependent Variable: PRODUKSI  
 b. All requested variables entered.



**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.991 <sup>a</sup>	.983	.981	11961,967	2,066

- a. Predictors: (Constant), PRODUKTIVITAS, LUAS LAHAN  
 b. Dependent Variable: PRODUKSI

**ANOVA<sup>a</sup>**

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	172442419249,729	2	86221209624,864	602,572	.000 <sup>b</sup>
	Residual	3004861846,896	21	143088659,376		





UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

Total	175447281096,625	23		
-------	------------------	----	--	--

a. Dependent Variable: PRODUKSI

b. Predictors: (Constant), PRODUKTIVITAS, LUAS LAHAN

### Output Hasil Uji Multikolinearitas

Coefficients<sup>a</sup>

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
(Constant)	51541,269	13575,923		-3,797	,001		
1 LUAS LAHAN	5,307	,154	,986	34,53	,000	1,000	1,000
PRODUKTIVITAS	963,447	254,677	,108	3,783	,001	1,000	1,000

a. Dependent Variable: PRODUKSI

Collinearity Diagnostics<sup>a</sup>

Model	Dimension	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions		
				(Constant)	LUAS LAHAN	PRODUKTIVITAS
1	1	2,480	1,000	,00	,06	,00
	2	,503	2,220	,01	,93	,01
	3	,017	12,238	,99	,01	,99

a. Dependent Variable: PRODUKSI

Residuals Statistics<sup>a</sup>

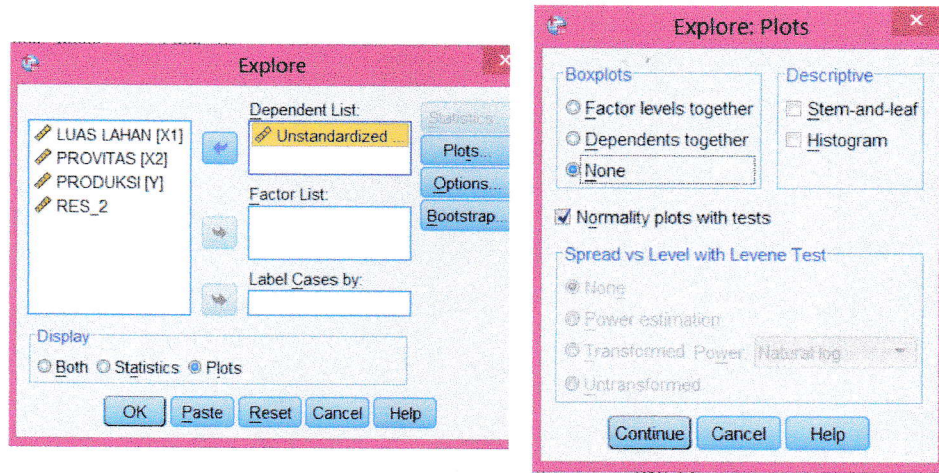
	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	N
Predicted Value	-6340,47	276866,09	63683,88	86588,085	24
Residual	-34104,680	14902,467	,000	11430,055	24
Std. Predicted Value	-,809	2,462	,000	1,000	24
Std. Residual	-2,851	1,246	,000	,956	24

a. Dependent Variable: PRODUKSI



### Tampilan Uji Normalitas

8. Klik *Analyze* → *Descriptive Statistics* → *Explore*, masukkan variabel *unstandardized* pada kotak *Dependent List*, pilih *plots* pada kotak *Display*. Selanjutnya klik *plots*, muncul kotak *Dialog Explore:Plots* dan pilih *None* pada kotak *Boxplots* serta centang *normality plots with test*.



### Output Hasil Uji Normalitas

**Case Processing Summary**

	Cases					
	Valid		Missing		Total	
	N	Percent	N	Percent	N	Percent
Unstandardized Residual	24	100,0%	0	0,0%	24	100,0%

**Tests of Normality**

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Unstandardized Residual	,220	24	,004	,876	24	,007

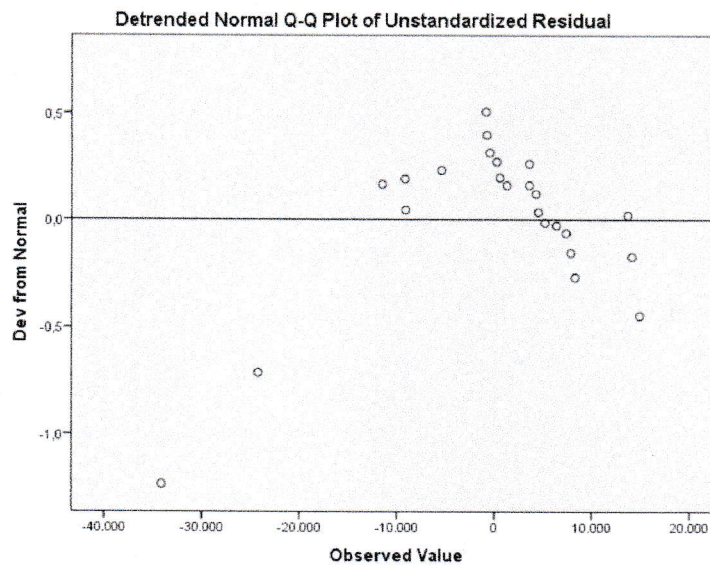
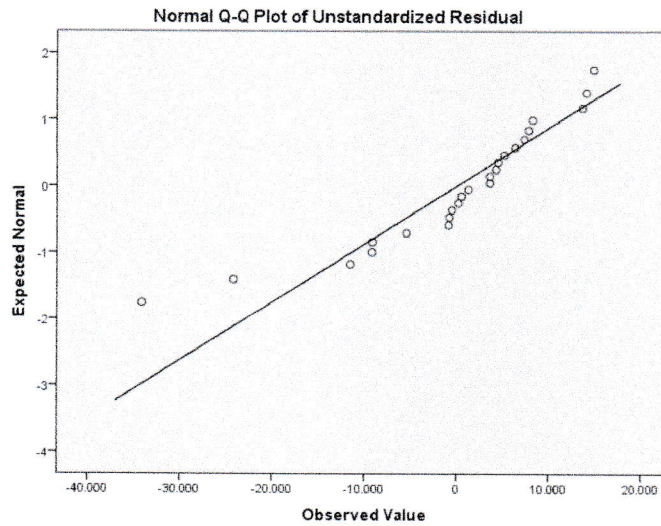
a. Lilliefors Significance Correction





UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telephone: +62 411 840860



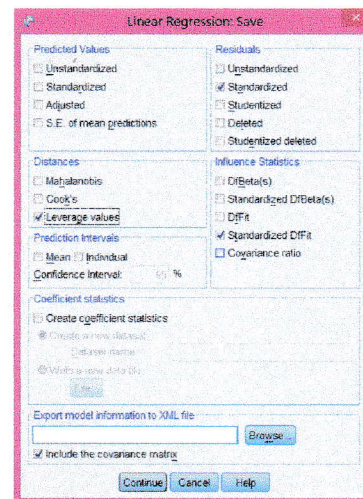
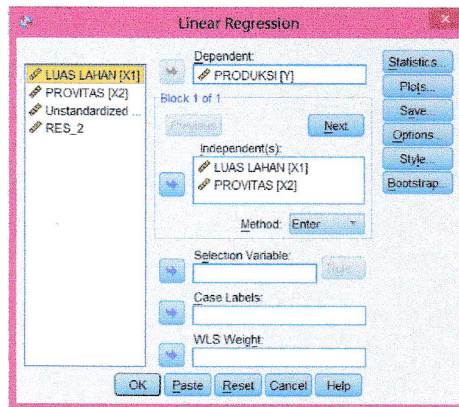


UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

### Tampilan Deteksi Pencilan

9. Langkah selanjutnya uji pencilan *Analyze* → *Regression* → *Linear*, pilih *Save* dan centang *Standardized* pada kotak *Residual*, centang *Standardized DfFits* pada kotak *Influence Statistics*, serta *Leverage Values* pada kotak *Distance* →  
Ok



## **B. Pengolahan Data Menggunakan Software Matlab**

### Input Metode Kuadrat Terkecil

```
X1=[2648;26642;23988;47955;3923;41445;3217;1256;684;496;51657;10546;  
34188;10834;12479;8196;2232;854;6392;3596;715;9;450;713];  
X2=[32.33;38.59;57.91;56.53;45.92;54.07;41.47;43.66;52.1;54.06;56.33  
;39;39.01;54.12;66.65;54.42;46.63;59.71;56.8;68.84;63.81;49.77;46.6;  
66.44];  
XX=[X1 X2];  
[b,k]=size(XX);  
X=[ones(b,1) XX];  
Y=[8562;102824;138915;271074;18051;224079;13340;5483;3564;2682;29096  
0;41127;133369;58634;83169;44604;10408;5099;36309;24755;4562;45;2097  
;4737];  
beta=(inv(X'*X))*X'*Y
```





UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840880

### Input Estimasi S

Mengulang iterasi hingga mendapatkan nilai beta yang konvergen

```
beta=betaJ
[bb kb]=size(beta);
beta0=beta(1,kb);
beta1=beta(2,kb);
beta2=beta(3,kb);
    %%% nilai penaksir %%%
[bx1 kx1]=size(X1);
[bx2 kx2]=size(X2);
for i=1:bx1
    Ytopi(i)=beta0+(beta1*X1(i,1))+(beta2*X2(i,1));
end
display(Ytopi)
    %%% nilai residual %%%
[byt kyt]=size(Ytopi);
[by ky]=size(Y);
for j=1:by
    e(j)=Y(j,1)-Ytopi(1,j);
    e2(j)=e(j)^2;
end
display(e)
    %display(e)
    %display(e2)
    %%% nilai pi %%%
se=sum(e2)
se2=(sum(e))^2
pis1=(by*se)-se2;
pis2=by*(by-1);
pis=sqrt(pis1/pis2)

    %%% nilai u %%%
for m=1:by
    e(m)=Y(m,1)-Ytopi(1,m);
    U(m)=e(m)/pis;
    c =1.547;
    if abs(U(m)) <=c
        ifW1(m)=(1-(U(m)/c)^2)^2;
    else abs(U(m)) > c
        ifW1(m)=0;
    end
end
display(U)
display(ifW1)
    %%% koefisien regresi %%%
W=diag(ifW1)
betaJ=inv(X'*W*X)*(X'*W*Y)
```







UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

**Input Estimasi MM**

Mengulang iterasi hingga mendapatkan nilai beta yang konvergen

```
beta=betaJ
[bb kb]=size(beta);
beta0=beta(1,kb);
beta1=beta(2,kb);
beta2=beta(3,kb);
%%% nilai penaksir %%%
[bx1 kx1]=size(X1);
[bx2 kx2]=size(X2);
for i=1:bx1
    Ytopi(i)=beta0+(beta1*X1(i,1))+(beta2*X2(i,1));
end
display(Ytopi)
%%% nilai residual %%%
[byt kyt]=size(Ytopi);
[by ky]=size(Y);
for j=1:by
    e(j)=Y(j,1)-Ytopi(1,j);
    e2(j)=e(j)^2;
end
display(e)
%display(e)
%display(e2)
%%% nilai pi %%%
se=sum(e2)
se2=(sum(e))^2
pis1=(by*se)-se2;
pis2=by*(by-1);
pis=sqrt(pis1/pis2)

%%% nilai u %%%
for m=1:by
    e(m)=Y(m,1)-Ytopi(1,m);
    U(m)=e(m)/pis;
    c =4.685;
    if abs(U(m))<=c
        ifW1(m)=(1-(U(m)/c)^2)^2;
    else abs(U(m))>c
        ifW1(m)=0;
    end
end
display(U)
display(ifW1)
%%% koefisien regresi %%%
W=diag(ifW1)
betaJ=inv(X'*W*X)*(X'*W*Y)
```







UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840866

### Inputan Uji T

```
X1=[2648;26642;23988;47955;3923;41445;3217;1256;684;496;51657;10546;  
34188;10834;12479;8196;2232;854;6392;3596;715;9;450;713];  
X2=[32.33;38.59;57.91;56.53;45.92;54.07;41.47;43.66;52.1;54.06;56.33  
;39;39.01;54.12;66.65;54.42;46.63;59.71;56.8;68.84;63.81;49.77;46.6;  
66.44];  
XX=[X1 X2];
```

```
[b,k]=size(XX);  
X=[ones(b,1) XX]  
Y=[8562;102824;138915;271074;18051;224079;13340;5483;3564;2682;29096  
0;41127;133369;58634;83169;44604;10408;5099;36309;24755;4562;45;2097  
;4737];  
W1=[0.9629;0.4340;0.9852;0.9742;0.9982;0.9937;0.9917;0.9835;0.9993;1  
.0000;0.9765;0.9692;0.1557;0.9996;0.9723;0.9998;0.9949;0.9940;0.9999  
;0.9887;0.9815;0.9954;0.9883;0.9704]  
W=diag(W1)  
Xt=X'  
mse=59428798  
T=(inv(Xt*W*X))  
Thit=(T*mse)
```

### Hasil Output Metode Kuadrat Terkecil

Command Window

```
X =  
  
1.0e+04 *  
  
0.0001 0.2648 0.0032  
0.0001 2.6642 0.0039  
0.0001 2.3988 0.0058  
0.0001 4.7955 0.0057  
0.0001 0.3923 0.0046  
0.0001 4.1445 0.0054  
0.0001 0.3217 0.0041  
0.0001 0.1256 0.0044  
0.0001 0.0684 0.0052  
0.0001 0.0496 0.0054  
0.0001 5.1657 0.0056  
0.0001 1.0546 0.0039  
0.0001 3.4188 0.0039  
0.0001 1.0534 0.0054  
0.0001 1.2479 0.0067  
0.0001 0.8196 0.0054  
0.0001 0.2232 0.0047  
0.0001 0.0854 0.0060  
0.0001 0.6392 0.0057  
0.0001 0.3596 0.0069  
0.0001 0.0715 0.0064
```

Command Window

```
Y =  
  
8562  
102824  
138915  
271074  
18051  
224079  
13340  
5483  
3564  
2682  
290960  
41127  
133369  
58634  
83169  
44604  
10408  
5099  
36309  
24755  
4562  
45  
2097  
4737
```

Command Window

```
Beta =  
  
1.0e+04 *  
  
-5.1534  
0.0005  
0.0963
```



### Hasil Output Iterasi Estimasi S

Command Window

```
Ytopi =  
  
1.0e+05 *  
  
Column 1 through 15  
0.0668 1.4320 1.3538 2.6896 0.1876 2.3165 0.1319 0.0302 0.0288 0.0255 2.8960 0.5330 1.8557 0.6041 0.7417  
  
Column 16 through 24  
0.4576 0.0956 0.0661 0.3653 0.2527 0.0732 -0.0174 -0.0042 0.0827  
  
e =  
  
1.0e+04 *  
  
Column 1 through 15  
0.1880 -4.0374 0.3535 0.2110 -0.0709 -0.7569 0.0149 0.2466 0.0676 0.0133 0.1357 -1.2169 -5.2199 -0.1774 0.8998  
  
Column 16 through 24  
-0.1185 0.0850 -0.1509 -0.0223 -0.0515 -0.2760 0.1781 0.2520 -0.3551
```

















Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

```

U =
Columns 1 through 15

    0.6213    -2.7488    0.3969    0.5153    0.1332    -0.2770    0.2914    0.4170    0.0873    -0.0001    0.4699    -0.5971    -3.6565    -0.0692    0.5981

Columns 16 through 24

    -0.0467    0.2307    -0.2506    -0.0967    -0.3387    -0.4406    0.2210    0.3521    -0.5592

ifw1 =

Columns 1 through 15

    0.9651    0.4300    0.9837    0.9760    0.9984    0.9930    0.9923    0.9842    0.9993    1.0000    0.9762    0.9678    0.1528    0.9996    0.9718

Columns 16 through 24

    0.9998    0.9952    0.9943    0.9999    0.9896    0.9824    0.9956    0.9887    0.9717

```

[illegible][illegible]

```
betaJ =  
  
1.0e+04 *  
  
-3.4170  
0.0005  
0.0632
```





UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

## Output Iterasi 4

### Command Window

```
beta =  
1.0e+04 *  
-3.9170  
0.0005  
0.0632  
  
Ystop1 =  
1.0e+05 *  
  
Columns 1 through 15  
0.0077 1.3635 1.3490 2.6460 0.1635 2.2734 0.0967 0.0029 0.0249 0.0269 2.8478 0.4831 1.7601 0.5944 0.7628  
  
Columns 16 through 24  
0.4516 0.0752 0.0022 0.3677 0.2903 0.1005 -0.0269 -0.0227 0.1170
```

### Command Window

```
u =  
1.0e+04 *  
  
Columns 1 through 15  
0.7788 -3.3529 0.4919 0.6472 0.1700 -0.3257 0.3672 0.5190 0.1078 -0.0010 0.6176 -0.7186 -4.4645 -0.0808 0.8789  
  
Columns 16 through 24  
-0.0556 0.2885 -0.3125 -0.0458 -0.4278 -0.5489 0.2734 0.4368 -0.6954  
  
ss =  
5.5779e+09  
  
ss2 =  
3.1862e+09  
  
pis =  
1.2230e+04
```

### Command Window

```
U =  
  
Columns 1 through 15  
0.6364 -2.7393 0.4020 0.3289 0.1389 -0.2661 0.3001 0.4241 0.0881 -0.0008 0.5047 -0.5872 -3.6481 -0.0660 0.5540  
  
Columns 16 through 24  
-0.0459 0.2357 -0.2354 -0.0374 -0.3495 -0.4455 0.2234 0.3870 -0.5691  
  
1FM1 =  
  
Columns 1 through 15  
0.8634 0.4330 0.2833 0.9747 0.9982 0.9936 0.9910 0.9837 0.9893 1.0000 0.9768 0.9688 0.1550 0.9996 0.9722  
  
Columns 16 through 24  
0.9998 0.9969 0.9981 0.9999 0.9889 0.9818 0.9956 0.9884 0.9707
```















Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: [pusatanalisisdatamath@gmail.com](mailto:pusatanalisisdatamath@gmail.com) Fax/Telphone: +62 411 840860

### Command Window

```

n =
1.0e+04 *
Columns 1 through 16
0.7843 -3.3460 0.4936 0.6523 0.1722 -0.3208 0.3705 0.5214 0.1080 -0.0013 0.6232 -0.7138 -4.4567 -0.0758 0.6769
Columns 16 through 24
-0.0550 0.2903 -0.3148 -0.0461 -0.4814 -0.5517 0.2741 0.4364 -0.6998

se =
3.5694e+09

se2 =
3.1491e+09

p1e =
1.2226e+04

```

### Command Window

```

U =
Columns 1 through 16
    0.6415    -2.7367    0.4037    0.5035    0.1498    -0.2624    0.3090    0.4265    0.9854    -0.0011    0.5097    -0.5858    -3.6451    -0.0653    0.5537

Columns 16 through 24
    -0.0450    0.2374    -0.2570    -0.0377    -0.3529    -0.4812    0.2242    0.3556    -0.5724

IFW1 =
Columns 1 through 15
    0.9629    0.4348    0.9852    0.9742    0.9902    0.9937    0.9917    0.9035    0.9993    1.0000    0.9765    0.9652    0.1557    0.9996    0.9723

Columns 16 through 24
    0.9908    0.9849    0.9940    0.9999    0.9887    0.9815    0.9954    0.9883    0.9704

```

### Command Window

[illegible]

### Command Window

[illegible]

## Command Window

```
betaJ =  
  
1.0e+04 *  
  
-3.4305  
0.0005  
0.0634
```









UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
JURUSAN MATEMATIKA  
**PUSAT KONSULTASI DAN ANALISIS DATA PENELITIAN**

Sekretariat: Kampus UNM Parangtambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 840860

## Output Iterasi 9

### Command Window

```
beta =  
1.0e+04 *  
-3.4305  
0.0005  
0.0634  
  
Ycsp1 =  
1.0e+05 *  
Columns 1 through 15  
0.0072 1.3628 1.3398 2.6455 0.1633 2.2729 0.0864 0.0027 0.0248 0.0270 2.0475 0.4627 1.7794 0.5543 0.7640  
Columns 16 through 24  
0.4815 0.0751 0.0824 0.3677 0.2907 0.1008 -0.0270 -0.0229 0.1174
```

### Command Window

```
* =  
1.0e+04 *  
Columns 1 through 15  
0.7840 -0.3460 0.4896 0.6523 0.1722 -0.3208 0.3705 0.5214 0.1080 -0.0018 0.6232 -0.7138 -4.4567 -0.0798 0.6768  
Columns 16 through 24  
-0.0550 0.2303 -0.3143 -0.0461 -0.4915 -0.5517 0.2741 0.4304 -0.6999  
  
ss =  
3.5694e+09  
  
ss2 =  
3.3489e+09  
  
pis =  
1.2226e+04
```

### Command Window

```
U =  
Columns 1 through 15  
0.6415 -2.7347 0.4037 0.5335 0.1408 -0.2624 0.3030 0.4265 0.0884 -0.0011 0.5098 -0.5838 -3.6451 -0.0653 0.5537  
Columns 16 through 24  
-0.0450 0.2374 -0.2570 -0.0377 -0.3529 -0.4512 0.2242 0.3586 -0.5724  
  
ISW1 =  
Columns 1 through 15  
0.8629 0.4340 0.9852 0.9742 0.9982 0.9937 0.9917 0.9895 0.9893 1.0000 0.9765 0.9692 0.1557 0.9996 0.9723  
Columns 16 through 24  
0.9998 0.9949 0.9940 0.9999 0.9987 0.9915 0.9954 0.9883 0.9704
```

### Command Window

```
W =  
Columns 1 through 15  
0.8629 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0.4340 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0.9852 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0.9742 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0.9982 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0.9937 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0.9917 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0.9895 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0.9893 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0000 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.9765 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.9692 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.1557 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.9996  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0.9723  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0  
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
```





Sekretariat: Kampus UNM Paranglambung, Jl. Dg. Tata Raya, Jurusan Matematika FMIPA Lt. 2 Gd FG  
Email: pusatanalisisdatamath@gmail.com Fax/Telphone: +62 411 849860











KEMENTERIAN RISET TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR (UNM)  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
Alamat : Kampus UNM Parangtambung, Jalan Daeng Tata Makassar  
Telepon : 0411- 864936 Fax.0411-880568  
Laman : <http://mipa.unm.ac.id>

Nomor : 1091/UN36.1/KM/2017  
Lamp : \_\_\_\_\_  
Hal : Pembimbing/Konsultan Skripsi Mahasiswa

Makassar, 04 April 2017

Yth : Bapak/Ibu  
1. Dr. Hisyam Ihsan, M.Si..  
2. Dr. Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si.

Di  
Makassar


Dengan hormat, sehubungan dengan surat Ketua Jurusan Matematika tanggal 22 Februari 2017 tentang hal tersebut di atas, maka kami menetapkan Bapak/Ibu Sebagai pembimbing/konsultan penulisan Skripsi Mahasiswa sesuai dengan nomor urut dibawah.

Nama : Nurfadillah S.  
Stambuk : 1311142003  
Jurusan : Matematika  
Judul : **Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi MM.**

Untuk itu kami harapkan kesediaannya memberi petunjuk/bimbingan sampai dengan penyelesaian skripsinya.

Atas Perhatian dan kesediaannya kami Ucapkan Terimakasih.

Dekan,



**Prof. Dr. Abdul Rahman, M.Pd.**  
NIP. 19620417 198803 1 001





KEMENTERIAN RISET TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI  
UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
Alamat : Kampus UNM Parangtambung, Jalan Daeng Tata Makassar  
Telepon : 0411-864936 Fax. 0411-880568  
Laman : <http://mipa.unm.ac.id>

Nomor : 2569/UN36.1/KM/2017  
Lamp : \_\_\_\_\_  
Hal : Permohonan Izin Penelitian

Makassar, 13 Juli 2017

Kepada Yth.  
Kepala Dinas Penanaman Modal dan PTSP Prov. Sul-Sel  
Cq. Bidang Penyelenggara Pelayanan Perizinan  
Di-  
Tempat

Dengan hormat disampaikan kepada Bapak/Ibu bahwa mahasiswa tersebut dibawah ini :

Nama : Nurfadillah S  
Nim : 1311142003  
Jurusan : Matematika

Akan mengadakan penelitian dalam rangka penyelesaian pendidikan Program Sarjana MIPA Universitas Negeri Makassar.

Adapun Materi yang berjudul :

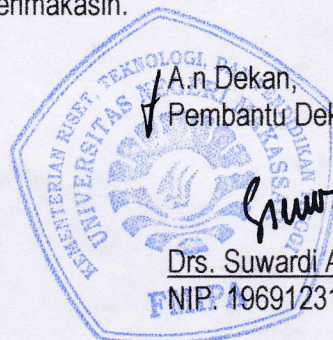
**Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi Method Of Moment .**

Dosen Pembimbing : 1. Dr. Hisyam Ihsan, M.Si  
2. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.D

Lokasi Penelitian : Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan

Pelaksanaan direncanakan selama 2 bulan, yakni bulan Juli 2017 s.d Agustus 2017. Sehubungan maksud tersebut dimohon kiranya kepada yang bersangkutan dapat diberikan izin.

Atas bantuan dan kerjasama yang baik diucapkan terimakasih.



A.n Dekan,  
Pembantu Dekan Bidang Akademik

*[Signature]*  
Drs. Suwardi Annas, M.Si., Ph.D.  
NIP. 19691231 199403 1 110





1 2 0 1 7 1 9 1 4 2 1 0 8 1 3

PEMERINTAH PROVINSI SULAWESI SELATAN  
**DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU SATU PINTU**  
BIDANG PENYELENGGARAAN PELAYANAN PERIZINAN

Nomor : 10650/S.01P/P2T/07/2017  
Lampiran :  
Perihal : Izin Penelitian

KepadaYth.  
Kepala Badan Pusat Statistik Prov. Sulsel

di-  
Tempat

Berdasarkan surat Pembantu Dekan Bid. Akademik FMIPA UNM Makassar Nomor : 2569/UN36.1/PL/2017 tanggal 13 Juli 2017 perihal tersebut diatas, mahasiswa/peneliti dibawah ini:

N a m a : **NURFADILLAH S**  
Nomor Pokok : 1311142003  
Program Studi : Matematika  
Pekerjaan/Lembaga : Mahasiswa(S1)  
Alamat : Kampus UNM Parangtambung, Makassar

Bermaksud untuk melakukan penelitian di daerah/kantor saudara dalam rangka penyusunan Skripsi, dengan judul :

**" ESTIMASI PARAMETER REGRESI LINEAR PADA KASUS DATA OUTLIER MENGGUNAKAN METODE STIMASI METHOD OF MOMENT "**

Yang akan dilaksanakan dari : Tgl. **20 Juli s/d 20 Agustus 2017**

Sehubungan dengan hal tersebut diatas, pada prinsipnya kami **menyetujui** kegiatan dimaksud dengan ketentuan yang tertera di belakang surat izin penelitian.

Demikian Surat Keterangan ini diberikan agar dipergunakan sebagaimana mestinya.

Diterbitkan di Makassar  
Pada tanggal : 19 Juli 2017

**A.n. GUBERNUR SULAWESI SELATAN**  
**KEPALA DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU SATU**  
**PINTU PROVINSI SULAWESI SELATAN**  
Selaku Administrator Pelayanan Perizinan Terpadu



**A. M. YAMIN. SE., MS.**

Pangkat : Pembina Utama Madya  
Nip : 19610513 199002 1 002

Tembusan Yth

1. Pembantu Dekan Bid. Akademik FMIPA UNM Makassar di Makassar;
2. *Pertinggal.*



Makassar, 2 Agustus 2017

Nomor : B-126/BPS/7300/560/08/2017  
Lampiran : -  
Perihal : **Bukti Pengambilan Data**

Kepada Yth,  
Pembantu Dekan Bidang Akademik  
Fakultas MIPA UNM Makassar  
di-

Makassar


Sehubungan dengan Surat Dinas Penanaman Modal dan Pelayanan Terpadu Satu Pintu Nomor : 10650/S.01.P/P2T/07/2017, tanggal 19 Juli 2017 berdasarkan Surat dari Pembantu Dekan Bidang Akademik Fak. MIPA UNM Makassar Nomor : 2569/UN36.1/PL/2017 tanggal 13 Juli 2017, perihal Izin Penelitian, maka disampaikan bahwa mahasiswa/peneliti yang namanya tersebut dibawah ini :

N a m a : **Nurfadillah S.**  
N I M : 131 114 2003  
Program Studi : Matematika  
Pekerjaan : Mahasiswa (S1)  
Alamat : Kampus UNM Parangtambung, Makassar

Benar telah mengambil data di Kantor Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Selatan dalam rangka penyusunan Skripsi/Tesis dengan judul : **"Estimasi Parameter Regresi Linear Pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimation Method of Moment"**.

Demikian penyampaian kami untuk dipergunakan seperlunya.

An. Kepala BPS Provinsi Sulawesi Selatan  
Kasi Diseminasi dan Layanan Statistik

  
**Ir. Muhammad Kamil**  
NIP: 19680429 199401 1 001

## LEMBAR PERSETUJUAN SEMINAR PROPOSAL SKRIPSI

Judul Skripsi: Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi MM.

Nama : Nurfadillah S

NIM : 1311142003

Program Studi : Matematika

Setelah melakukan pembimbingan dan mahasiswa tersebut telah memperbaiki proposalnya, maka kami menyatakan bahwa proposal ini dapat diseminarkan.

Menyetujui:

Pembimbing I



Dr. Hisyam Ihsan, M.Si.  
NIP. 19651226 199103 1 001

Pembimbing II



Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si. Ph.D.  
NIP. 19700409 199702 2 001

Mengetahui:

Ketua Jurusan Matematika FMIPA UNM



Dr. Awi, M.Si.  
NIP. 19661110 199103 1 005

Ketua Program Studi Matematika



Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si. Ph.D.  
NIP. 19700409 199702 2 001



## LEMBAR PERSETUJUAN SEMINAR HASIL


Judul Skripsi: Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data *Outlier* Menggunakan Metode Estimasi *Method of Moment* (MM)

Nama : Nurfadillah S.  
NIM : 1311142003  
Program Studi : Matematika

Setelah melakukan pembimbingan dan mahasiswa tersebut telah memperbaiki draf hasil penelitiannya, maka kami menyatakan bahwa hasil penelitian ini dapat diseminarkan.

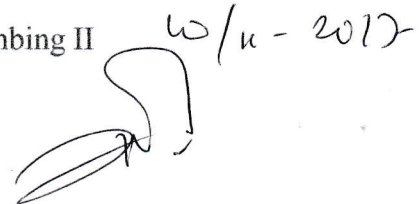
Menyetujui:

Pembimbing I



Dr. Hisyam Ihsan, M.Si.  
NIP.19651226 199103 1 001

Pembimbing II

 W/u - 2017

Hj. Wahida Sanusi, S.Si., M.Si., Ph.d.  
NIP. 19700409 199702 2 001

Mengetahui:

Ketua Jurusan Matematika FMIPA UNM



Dr. Awi, M.Si.  
NIP. 19661110 199103 1 005

Ketua Program Studi Matematika



Dr. Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si.  
NIP. 19700409 199702 2 001



## LEMBAR PERSETUJUAN UJIAN SKRIPSI

Judul skripsi: Estimasi Parameter Regresi Linear pada Kasus Data Outlier Menggunakan Metode Estimasi *Method Of Moment (MM)*

Nama : Nurfadillah S.

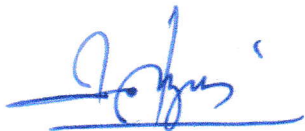
NIM : 1311142003

Program Studi : Matematika

Setelah melakukan pembimbingan dan mahasiswa tersebut telah memperbaiki draf skripsinya, maka kami menyatakan bahwa draf skripsi ini dapat diujikan.

Menyetujui:

Pembimbing I



Dr. Hisyam Ihsan, M.Si.  
NIP. 19651226 199103 1 001

Pembimbing II



Dr. Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si.  
NIP. 19700409 199702 2 001

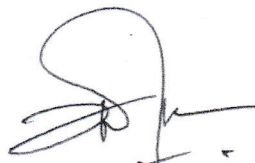
Mengetahui:

Ketua Jurusan Matematika FMIPA UNM



Dr. Irfan Dassa, M.Si.  
NIP. 19661110 199103 1 005

Ketua Program Studi Matematika



Dr. Hj. Wahidah Sanusi, S.Si., M.Si.  
NIP. 19730313 200003 1 001

## RIWAYAT HIDUP



**Nurfadillah S**, Lahir di Pinrang pada tanggal 02 Januari 1996 sebagai anak pertama dari dua bersaudara buah hati dari pasangan Syafruddin dan Syamsuriati. Penulis memulai jenjang pendidikan di SDN 16 Pinrang pada tahun 2001 dan tamat tahun 2007. Pada tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP 5 Pinrang dan tamat tahun 2010. Kemudian masuk SMAN 1 Pinrang pada tahun 2010 dan tamat tahun 2013. Penulis melanjutkan studi ke jenjang perguruan tinggi pada tahun 2013 di Program Studi Matematika Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Makassar.